



Universidad
Carlos III de Madrid

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR
Dpto. de Ingeniería Mecánica

PROYECTO FIN DE CARRERA

***ANÁLISIS Y EVALUACIÓN DE LOS
NIVELES DE ENERGÍA
OBTENIDOS MEDIANTE WPT
PARA DEFECTOLOGÍA EN EJES***

***ELENA PINTO MORENO
OCTUBRE 2012***

**Tutora: María Jesús Gómez García.
Directora: Cristina Castejón Sisamón.**

Título:
Autor:
Director:

EL TRIBUNAL

Presidente: _____

Vocal: _____

Secretario: _____

Realizado el acto de defensa y lectura del Proyecto Fin de Carrera el día __ de _____
de 20__ en Leganés, en la Escuela Politécnica Superior de la Universidad Carlos III de
Madrid, acuerda otorgarle la CALIFICACIÓN de

VOCAL

SECRETARIO

PRESIDENTE

Agradecimientos:

Este proyecto es resultado de las ideas, las correcciones y el interés de muchas personas.

Siempre estaré agradecida por su inmensa contribución a Cristina Castejón, profesora e investigadora del grupo MAQLAB en la Universidad Carlos III, y a María Jesús Gómez, investigadora del mismo grupo, quienes me animaron a desarrollar este proyecto, descubriendo así nuevas perspectivas profesionales.

Igualmente a la Universidad Carlos III de Madrid por facilitarme los medios necesarios para la elaboración de este proyecto.

Especialmente a mi familia, mis padres, Juan y Almudena, que lo han dado todo por mi desarrollo como persona y que siempre están en los momentos difíciles. A mi hermano, Juan, porque a pesar del poco tiempo que le dedico siempre está para todo lo que necesito con una sonrisa.

Por último estoy agradecida a Sergio, quien me acompaña en este largo recorrido demostrando su paciencia y cariño día a día.

Resumen:

En la última década, la detección de defectos incipientes en elementos mecánicos rotatorios, ha motivado numerosos estudios de investigación en toda Europa. La industria cada vez está más concienciada de la importancia de conocer el estado de sus máquinas antes de producirse un fallo catastrófico. Este espíritu de mejora de la calidad y de la seguridad, ha llevado a la demanda de sistemas de detección de fallos en componentes mecánicos mediante sistemas en línea de monitorización de su estado.

Estos métodos de diagnóstico no destructivos se basan, principalmente, en el análisis de señales vibratorias. Dichas señales se consideran de naturaleza estocástica y no estacionaria, por lo que su tratamiento se debe realizar mediante técnicas avanzadas de análisis de señales. Existen diferentes herramientas para tratamiento de este tipo de señales, siendo las más conocidas las relacionadas con la Transformada de Fourier.

Actualmente se están investigando nuevas metodologías que van más allá del análisis en frecuencia que proporciona la Transformada de Fourier. Las nuevas líneas de investigación están desarrollando sus estudios basándose en la Transformada Wavelet, una herramienta matemática que permite el estudio de la señal, además de en frecuencia, en el tiempo.

Este proyecto busca el desarrollo de un patrón de energía de la señal, que permita la identificación de diferentes tipos de defectos en ejes de ferrocarril. Los estudios están basados en el cálculo de la Transformada Wavelet por Paquetes para las señales de vibración obtenidas de diferentes ensayos. Los ensayos se realizan en un banco de ensayos de laboratorio para un eje de ferrocarril a escala 1/8: para el eje en estado sano (sin defecto) y para el eje con diferentes estados de defecto y a velocidades de giro diferentes. Los resultados muestran que, a pesar de tener una variabilidad alta en los ensayos, se pueden obtener conclusiones que indican que es posible la detección de ciertos defectos a velocidades altas.

Abstract:

In the last decade, the detection of incipient faults in rotating mechanical components, has led numerous research studies across Europe. The industry is becoming increasingly aware of the importance of knowing the status of their machines before a catastrophic failure occurs. This spirit of improving the quality and safety, has led to demand, fault detection systems of mechanical components through on-line monitoring systems.

These non-destructive diagnostic methods are based, mainly on the analysis of vibration signals. These signals are considered stationary and non-stochastic, so its treatment should be performed by advanced techniques of analysis signals. There are different tools for processing such signals, the best known are methods related to the Fourier Transform.

Are currently being investigated new methods that are beyond the frequency analysis provides Fourier Transform. The new lines of research are developing their studies based on Wavelet Transform, a mathematical tool that allows the study of the signal, in addition to frequency, in time.

This project aims to develop an energy pattern of the signal, which allows the identification of different types of defects in railway axles. The studies are based on the calculation of the Wavelet Packet Transform for vibration signals obtained from different tests. The tests were performed in a laboratory test bench for a railway axle scale 1/8: for axle in healthy state (without blemish) and different defect states with different rotational speeds. The results show that, despite having a high variability in the tests, conclusions can be reached that indicate that it is possible to detect certain defects at high speeds.

Índice:

INTRODUCCIÓN	1
1. Introducción	2
2. Objetivos del proyecto	5
3. Estructura del documento.....	7
 CAPÍTULO 1: CONCEPTOS TEÓRICOS	8
1. Mantenimiento industrial.....	9
1.1. Mantenimiento ferroviario	14
1.1.1. Causas de rotura en ejes ferroviarios	16
2. Introducción al tratamiento de señales	20
2.1. Señales y sistemas en tiempo discreto	20
2.2. Transformada de Fourier.....	22
2.2.1. Error debido al “aliasing”	24
2.2.2. Error debido a la ventana temporal.....	29
3. Análisis de vibraciones	38
4. Transformada Wavelet.....	43
4.1. Transformaciones básicas de la Transformada Wavelet.....	43
4.1.1. La escala	45
4.1.2. La traslación	47
4.2. Transformada Wavelet Continua	47
4.2.1. Tipos de Wavelet Madre	49
4.3. Transformada Wavelet Discreta	59
4.4. Análisis multirresolución.....	61
4.5. Transformada en Paquetes Wavelet	64
4.5.1. Energía relativa de la Wavelet	67

CAPÍTULO 2: SISTEMA EXPERIMENTAL.....	68
1. Introducción	69
2. Equipo experimental	71
2.1. Motor	71
2.2. Variador de frecuencia	72
2.3. Tacómetro	73
2.4. Medición de la vibración.....	73
2.4.1. Acelerómetro	74
2.5. Filtro acondicionador de señales.....	77
2.6. Tarjeta de adquisición de datos	79
3. Software utilizado	82
 CAPÍTULO 3: RESULTADOS EXPERIMENTALES	 84
1. Condiciones de ensayo	85
2. Tratamiento de los datos	87
3. Comparación entre Wavelet Madre	92
3.1. Estudio comparativo para ejes sanos.....	93
3.2. Estudio comparativo en ejes con defecto 33%	101
3.3. Estudio comparativo en ejes con defecto 66%	105
3.4. Estudio comparativo en ejes con defecto 100%	109
3.5. Elección Wavelet Madre.....	113
4. Daubechies 6	116
4.1. Exposición de los datos obtenidos	116
 CAPÍTULO 4: ANÁLISIS DE RESULTADOS	 126
1. Análisis de la energía de los paquetes.....	127
1.1. Análisis de la energía del paquete 1	129
1.2. Análisis de la energía del paquete 2	131
1.3. Análisis de la energía del paquete 3	133
1.4. Análisis de la energía del paquete 4	135
1.5. Análisis de la energía del paquete 5	138
1.6. Análisis de la energía del paquete 6	140

1.7. Análisis de la energía del paquete 7	142
1.8. Análisis de la energía del paquete 8	144
2. Presentación de resultados.....	147
3. Verificación de los resultados aplicando una red neuronal	150
 CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES	 156
1. Conclusiones	157
2. Futuros desarrollos	159
 REFERENCIAS	 160
 ANEXOS	
Anexo I: Familias	
Anexo II: Hojas de características	
Anexo III: Elección de Wavelet Madre	
Anexo IV: Datos Symlet 7 y Coiflet 5	

Índice de figuras:

Figura 1. Estructura del proyecto EURAXLES.....	3
Figura 1.1. Tendencias en la gestión del mantenimiento	10
Figura 1.2. Evolución del nivel de vibración de una máquina	13
Figura 1.3. Evolución de la falla por fatiga	16
Figura 1.4. Falla por fatiga a flexión.....	17
Figura 1.5. Falla por fatiga a torsión	17
Figura 1.6. Corrosión uniforme	18
Figura 1.7. Corrosión por picadura	19
Figura 1.8. Representación gráfica de una señal en tiempo discreto	21
Figura 1.9. Frecuencia de muestreo	25
Figura 1.10. Señal continua $x(t)$	26
Figura 1.11. Señal continua $x(t)$ con $T_s=0.05s$	26
Figura 1.12. Señal continua $x(t)$ con $T_s=0.1s$	27
Figura 1.13. Señal continua $x(t)$ con $T_s=0.2s$	27
Figura 1.14. Señal continua $x(t)$ y $x_1(t)$ con $T_s=0.2s$	28
Figura 1.15. “Leakage” de una senoide.....	29
Figura 1.16. Distintos tipos de ventanas en el dominio del tiempo.....	30
Figura 1.17. Distintos tipos de ventanas en el dominio de la frecuencia	31
Figura 1.18. Ventana Rectangular	32
Figura 1.19. Ejemplo “notify” con ventana Rectangular	32
Figura 1.20. Ventana Bartlett	33
Figura 1.21. Ejemplo “notify” con ventana Bartlett	33
Figura 1.22. Ventana Hann	34
Figura 1.23. Ejemplo “notify” con ventana Hann	35
Figura 1.24. Ventana Hamming	35
Figura 1.25. Ejemplo “notify” con ventana Hamming	36
Figura 1.26. Ventana Blackman	37
Figura 1.27. Ejemplo “notify” con ventana Blackman	37
Figura 1.28. Representación Amplitud-Tiempo a frecuencias	39

Figura 1.29. Representación del Espectro de Frecuencias 10, 25, 50 y 100 Hz	39
Figura 1.30. Descomposición de una señal en distintos niveles de frecuencia	41
Figura 1.31. Representación de los coeficientes DWT	42
Figura 1.32. Representación de los coeficientes CWT	42
Figura 1.33. Descomposición de una señal mediante FT y WT.....	44
Figura 1.34. Aproximación de una Wavelet basada en su frecuencia central	46
Figura 1.35. Representación de la CWT calculando las pseudo-frecuencias	46
Figura 1.36. Aplicación de escalado y desplazamiento a la WT	47
Figura 1.37. Familias de Wavelets Madre más utilizadas	48
Figura 1.38. Wavelet Haar	50
Figura 1.39. Wavelet Daubechies	51
Figura 1.40. Wavelet Symlets.....	52
Figura 1.41. Wavelets Biortogonales de índice 1	53
Figura 1.42. Wavelets Biortogonales de índice 2.....	53
Figura 1.43. Wavelets Biortogonales de índice 3.....	54
Figura 1.44. Wavelets Biortogonales de índices 4, 5 y 6.....	55
Figura 1.45. Wavelet Coiflets	55
Figura 1.46. Wavelet Meyer.....	56
Figura 1.47. Wavelet Mexican Hat.....	57
Figura 1.48. Wavelet Morlet Compleja.....	58
Figura 1.49. Aplicación de filtros a la descomposición.....	63
Figura 1.50. Esquema de la descomposición Wavelet	63
Figura 1.51. Diagrama de descomposición por paquetes Wavelet	65
Figura 2.1. Rotokit.....	70
Figura 2.2. Motor Marathon 56T34F5301 J	71
Figura 2.3. Variador de frecuencia Delta VFD 007S21B	72
Figura 2.4. Tacómetro digital	73
Figura 2.5. Sensor óptico.....	73
Figura 2.6. Cadena de medida	74

Figura 2.7. Acelerómetro piezoeléctrico	75
Figura 2.8. Elemento piezoeléctrico.....	76
Figura 2.9. Posición de la masa sísmica.....	76
Figura 2.10. Acelerómetro Brüel&Kjær modelo 4383	76
Figura 2.11. Flujo de señales	77
Figura 2.12. Filtro acondicionador de señales Nexus 2693	78
Figura 2.13. Tarjeta Keithley KUSB-3100.....	80
Figura 3.1. Señal de un eje con defecto 100% a 20, 40 y 60 Hz	85
Figura 3.2. Eje ferroviario escala 1:8 (Eje 2 ensayos primer trimestre 2012)	86
Figura 3.3. Almacenamiento de los datos de aceleraciones en los ensayos.....	88
Figura 3.4. Frecuencias contenidas en cada paquete del análisis Wavelet obtenidas con el algoritmo de MATLAB®.....	89
Figura 3.5. Tratamiento de los datos.....	90
Figura 3.6. Tratamiento de los datos.....	91
Figura 3.7. Eje sano todas las Wavelet Madre 20 Hz	93
Figura 3.8. Eje sano todas las Wavelet Madre 40 Hz	93
Figura 3.9. Eje sano todas las Wavelet Madre 60 Hz	93
Figura 3.10. Figura explicativa de representación de datos	97
Figura 3.11. Selección Wavelet Madre 0% paquetes 1-4	99
Figura 3.12. Selección Wavelet Madre 0% paquetes 5-8	100
Figura 3.13. Todas las Wavelet Madre y velocidades 33%.....	101
Figura 3.14. Selección Wavelet Madre 33% paquetes 1-4	103
Figura 3.15. Selección Wavelet Madre 33% paquetes 5-8	104
Figura 3.16. Todas las Wavelet Madre y velocidades 66%.....	105
Figura 3.17. Selección Wavelet Madre 66% paquetes 1-4	107
Figura 3.18. Selección Wavelet Madre 66% paquetes 5-8	108
Figura 3.19. Todas las Wavelet Madre y velocidades 100%.....	109
Figura 3.20. Selección Wavelet Madre 100% paquetes 1-4	111
Figura 3.21. Selección Wavelet Madre 100% paquetes 5-8	112
Figura 3.22. Paquetes de energía Daubechies 6 20 Hz	117

Figura 3.23. Gráfico de comparación Daubechies 6 20 Hz para cada defecto	118
Figura 3.24. Gráfico de comparación Daubechies 6 20 Hz nivel de energía	119
Figura 3.25. Paquetes de energía Daubechies 6 40 Hz	120
Figura 3.26. Gráfico de comparación Daubechies 6 40 Hz para cada defecto	121
Figura 3.27. Gráfico de comparación Daubechies 6 40 Hz nivel de energía	122
Figura 3.28. Paquetes de energía Daubechies 6 60 Hz	123
Figura 3.29. Gráfico de comparación Daubechies 6 60 Hz para cada defecto	124
Figura 3.30. Gráfico de comparación Daubechies 6 60 Hz nivel de energía	125
Figura 4.1. Proceso de obtención de los datos	128
Figura 4.2. Proceso de elección de las mejores condiciones	128
Figura 4.3. Gráfico paquete 1 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	129
Figura 4.4. Gráfico paquete 1 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz ..	130
Figura 4.5. Gráfico paquete 2 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	131
Figura 4.6. Gráfico paquete 2 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz ..	132
Figura 4.7. Gráfico paquete 3 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	133
Figura 4.8. Gráfico paquete 3 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz ..	134
Figura 4.9. Gráfico paquete 4 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	135
Figura 4.10. Resumen de las distribuciones de los datos obtenidos para el paquete 4	135
Figura 4.11. Gráfico paquete 4 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz	134
Figura 4.12. Gráfico paquete 5 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	138

Figura 4.13. Gráfico paquete 5 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz	139
Figura 4.14. Gráfico paquete 6 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	140
Figura 4.15. Gráfico paquete 6 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz	141
Figura 4.16. Gráfico paquete 7 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	142
Figura 4.17. Gráfico paquete 7 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz	143
Figura 4.18. Gráfico paquete 8 Db6 para distintas velocidades y defectos.....	144
Figura 4.19. Resumen de las distribuciones de los datos obtenidos a 20 Hz para el paquete 8.....	145
Figura 4.20. Gráfico paquete 8 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz	146
Figura 4.21. Esquema de funcionamiento de una red neuronal.....	150
Figura 4.22. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con todos los paquetes	152
Figura 4.23. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con los paquetes 2, 4 y 8	152
Figura 4.24. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con el paquete 2	153
Figura 4.25. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con el paquete 4	153
Figura 4.26. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con el paquete 8	153
Figura 4.27. Datos Daubechies 6 60 Hz 0% Nivel 8.....	154
Figura 4.28. Datos Daubechies 6 60 Hz 100% Nivel 8	154
Figura 4.29. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con los paquetes 2 y 4	154

Índice de tablas:

Tabla 1.1. Ventajas e inconvenientes del mantenimiento correctivo	10
Tabla 1.2. Ventajas e inconvenientes del mantenimiento preventivo	12
Tabla 1.3. Ventajas e inconvenientes del mantenimiento predictivo	13
Tabla 1.4. Tipo de mantenimiento aplicado según el sistema.....	15
Tabla 1.5. Propiedades de las ventanas temporales	31
Tabla 1.6. Transformaciones Wavelet	44
Tabla 2.1. Características del variador de frecuencia Delta VFD 007S21B [11].	72
Tabla 2.2. Características acelerómetro Brüel&Kjær modelo 4383.....	77
Tabla 2.3. Características filtro acondicionador de señales Nexus 2693.....	78
Tabla 2.4. Características Tarjeta Keithley KUSB-3100	81
Tabla 3.1. Condiciones de ensayo	86
Tabla 3.2. Eje sano todas las Wavelet Madre 20 Hz	94
Tabla 3.3. Eje sano todas las Wavelet Madre 40 Hz	95
Tabla 3.4. Eje sano todas las Wavelet Madre 60 Hz	95
Tabla 3.5. Resumen selección Wavelet Madre	113
Tabla 3.6. Valores de energía Daubechies 6 20 Hz	117
Tabla 3.7. Tabla de variación de los valores de energía entre los paquetes Daubechies 6 20 Hz	118
Tabla 3.8. Tabla de comparación Daubechies 6 20 Hz por defecto	119
Tabla 3.9. Valores de energía Daubechies 6 40 Hz	120
Tabla 3.10. Tabla de variación de los valores de energía entre los paquetes Daubechies 6 40 Hz	121
Tabla 3.11. Tabla de comparación Daubechies 6 40 Hz por defecto ...	122
Tabla 3.12. Valores de energía Daubechies 6 60 Hz	123
Tabla 3.13. Tabla de variación de los valores de energía entre los paquetes Daubechies 6 60 Hz	124
Tabla 3.14. Tabla de comparación Daubechies 6 60 Hz por defecto ...	125
Tabla 4.1. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 1	129

Tabla 4.2. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 2	129
Tabla 4.3. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 3	133
Tabla 4.4. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 4	135
Tabla 4.5. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 5	138
Tabla 4.6. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 6	140
Tabla 4.7. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 7	142
Tabla 4.8. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos	
Db6 paquete 8	144

INTRODUCCIÓN





1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años el mantenimiento ha cobrado especial importancia en la industria debido a la búsqueda permanente de la calidad total y la maximización de la productividad. Los métodos en los que se basan la mayoría de los planes de mantenimiento en las industrias actuales llevan, bien a la rotura o, bien al mantenimiento de forma periódica sin tener en cuenta el estado real de la máquina.

Esto supone en ambos casos la pérdida de dinero. En el caso del mantenimiento correctivo, una vez que se ha llegado a la rotura, no sólo cabe la posibilidad de producir daños no esperados en la máquina, sino que el fallo imprevisto hace que la productividad se vea afectada. Por otro lado, el mantenimiento preventivo permite la programación de las paradas pero, cuando se realiza, podemos estar cambiando piezas que realmente tienen mayor vida de funcionamiento.

En los últimos años ha tomado más fuerza la idea del mantenimiento predictivo, que nos permite evaluar el estado de la máquina antes de intervenir.

El mantenimiento ferroviario tiene especial interés no sólo por las causas citadas anteriormente sino por la importancia de mantener la seguridad de manera permanente. El nivel de seguridad de los transportes ferroviarios en la Unión Europea (UE) es generalmente muy bueno, si se compara con los transportes por carretera, por ello la UE establece una legislación comunitaria en cuanto a lo que el mantenimiento de la seguridad ferroviaria se refiere.

Para combatir el estancamiento de los sistemas de mantenimiento en los trenes surge el proyecto europeo EURAXLES [1]. Éste proyecto pretende llevar el riesgo de fallo por fatiga de 3,5 millones de ejes ferroviarios a un nivel que ya no sea considerado como una amenaza significativa para la operación segura del sistema ferroviario europeo. Al

mismo tiempo, se pretende mantener el costo de mantenimiento a un nivel razonable y minimizar el riesgo de interrupción del servicio.

La estructura de gestión del proyecto EURAXLES es la representada en la figura 1.

La Universidad Carlos III se encuentra dentro del grupo WP5 encargado del estudio de ensayos no destructivos y la verificación de la fiabilidad en servicio.

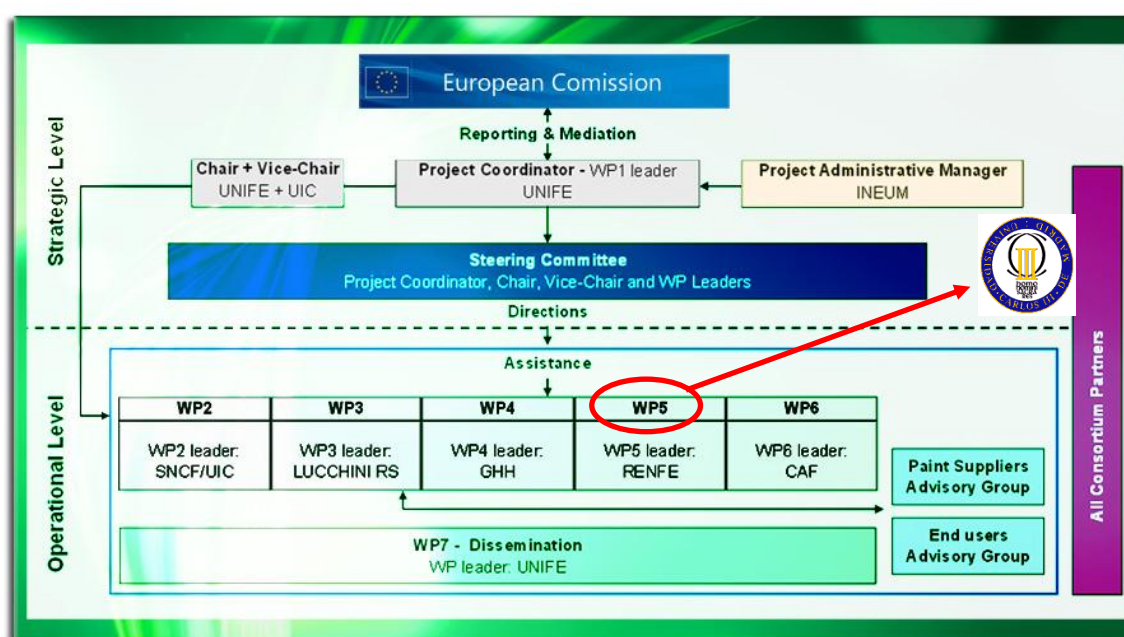


Figura 1. Estructura del proyecto EURAXLES.

El presente proyecto se enmarca dentro del plan de investigación desarrollado por el grupo MAQLAB para el desarrollo del proyecto europeo EURAXLES. Su objetivo es contribuir a la obtención de un patrón de la energía de los paquetes, obtenidos mediante Transformada Wavelet de la señal vibratoria que genera un eje cuando está girando, con el objetivo de poder identificar diferentes estados de defecto en el eje.

Este patrón formaría parte de un método de mantenimiento predictivo, basado en la medición de vibraciones en el eje de forma continua y en funcionamiento, que permite el diagnóstico instantáneo del estado estructural del eje sin necesidad de parar el vehículo ni de desmontar el eje.



El análisis de las vibraciones se realiza a través del estudio de la señal obtenida mediante una serie de acelerómetros. La señal se procesa mediante Transformada Wavelet, una herramienta matemática relativamente nueva que permite acercarse al análisis de la señal de manera más precisa que la Transformada de Fourier. De este modo, descomponiendo la señal en paquetes de energía (descomposición en paquetes Wavelet), se pueden obtener diferentes patrones de los niveles de energía relativa de cada paquete para cada estado de defecto del eje, pudiéndose comparar con el estado vibracional de un eje sano.

2. OBJETIVOS DEL PROYECTO

El objetivo principal de este proyecto es la obtención de un método que permita identificar el nivel de defecto de un eje ferroviario mediante el análisis de sus vibraciones. Para ello se pretende obtener un patrón de niveles de energía relativa correspondiente al análisis mediante paquetes Wavelet de la vibración del eje, obtenidos tras aplicar la transformada Wavelet a la señal de vibración captada por un acelerómetro.

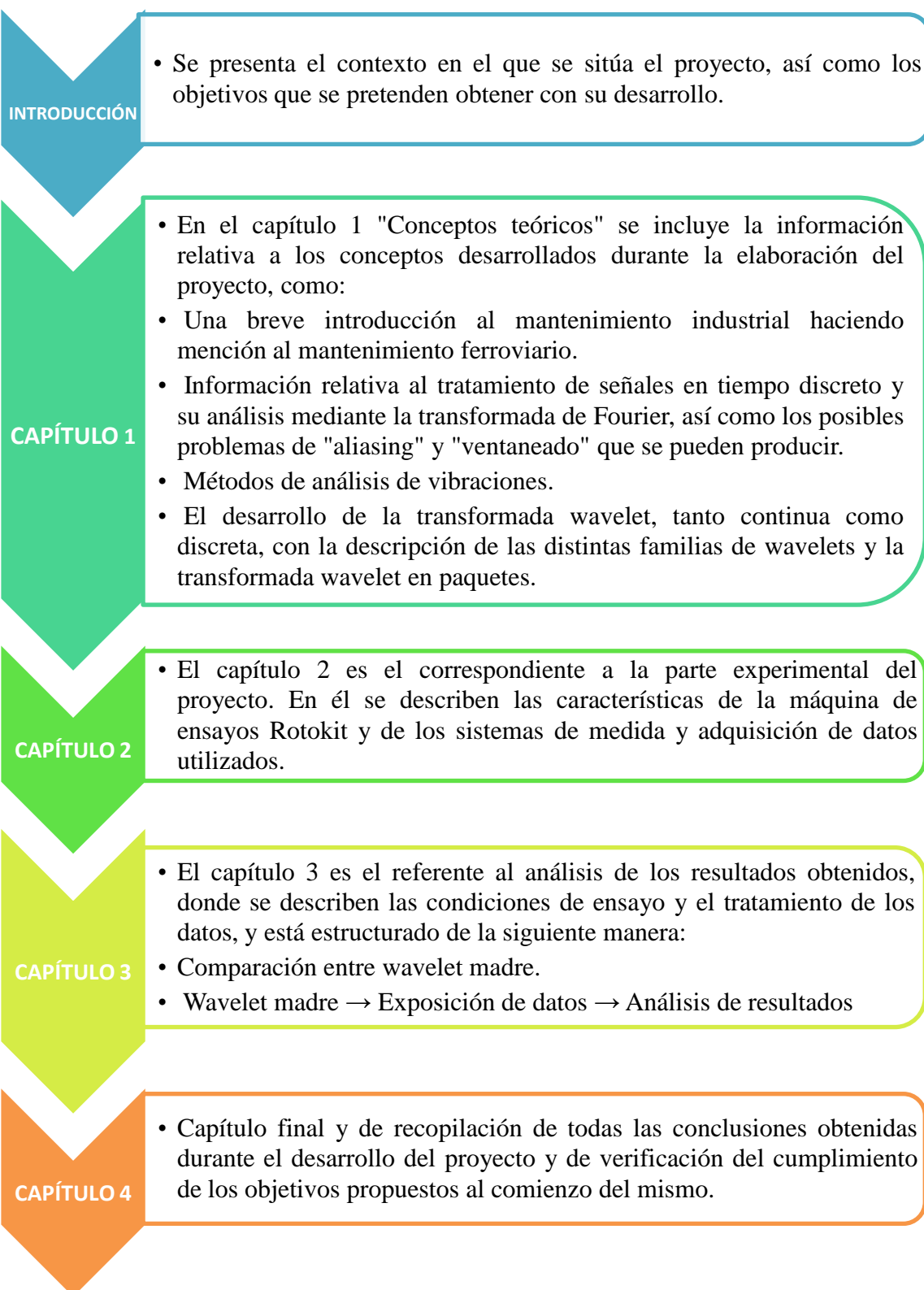
Para conseguirlo se han de cumplir otros objetivos específicos como:

- Identificación de las condiciones de ensayo.
- Ensayo de vibraciones con ejes ferroviarios a escala. Los ejes están preparados para el ensayo en la máquina de ensayos de vibraciones Rotokit, disponible en el laboratorio del departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad Carlos III de Madrid.
- Toma de medidas con el mismo eje en diferentes estados (sin defecto y con tres grados de defecto) y a varias velocidades de giro.
- Procesado de datos mediante la aplicación ADEVI, que aplica la Transformada Wavelet y muestra los valores y gráficas correspondientes al análisis por paquetes Wavelet.
- Análisis de resultados utilizando las opciones gráficas de MATLAB® para la representación de histogramas y test de normalidad de los datos, que permiten identificar cómo de precisa se comporta la Transformada Wavelet para cada paquete.
- Recopilación de resultados a través de Excel con la realización de gráficas de resultados resumidos para su mejor interpretación.
- Analizar qué Wavelet madre discrimina mejor los tipos de defecto y cuál es la más adecuada para su utilización en el análisis de las señales de vibración de los ejes ferroviarios para la detección de defectos.



- Identificación de las condiciones energéticas de la vibración de un eje sano para su utilización como patrón, lo que permitirá la identificación de defectos por comparación de los valores de energía de cada paquete de un eje defectuoso con el patrón del eje sano.
- Identificar los paquetes de energía en los que se pueden identificar mejor la existencia de defecto y el grado de éste.
- Verificación de los resultados mediante la aplicación de una pequeña red neuronal a los datos, que confirme que las elecciones que se han tomado han sido las correctas.
- Obtención de conclusiones sobre los objetivos propuestos.

3. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO



CAPÍTULO 1



Conceptos teóricos



1. MANTENIMIENTO INDUSTRIAL

En este capítulo se va a introducir el mantenimiento industrial como un sector cada vez más en auge dentro de la industria, tanto por su importancia económica como por su importancia en términos de seguridad. Primero se va a desarrollar el concepto de mantenimiento, su inclusión en la industria y las diferentes posibilidades de mantenimiento, para posteriormente dedicar una pequeña parte al mantenimiento del ferrocarril, objeto de este proyecto.

El diccionario de la Real Academia de la Lengua define “mantenimiento” como: Conjunto de operaciones y cuidados necesarios para que instalaciones, edificios, industrias, etc., puedan seguir funcionando adecuadamente.

Por tanto, se puede decir, que el objetivo del mantenimiento es conseguir que las máquinas funcionen correctamente, en especial las que operan en sistemas productivos y las que prestan algún servicio, como puede ser un vehículo.

El fallo inesperado de una máquina puede llevar a elevados costes debido a las reparaciones, pero también por pérdida de tiempo operativo de la máquina y, por tanto, de productividad. Otro aspecto menos considerado ante un fallo en una máquina es la pérdida de control sobre ésta, lo que puede dar lugar a serios problemas en la seguridad de los usuarios.

La gestión del mantenimiento ha evolucionado a lo largo del último siglo como muestra la figura 1.1.:

TENDENCIAS EN LA GESTIÓN DEL MANTENIMIENTO

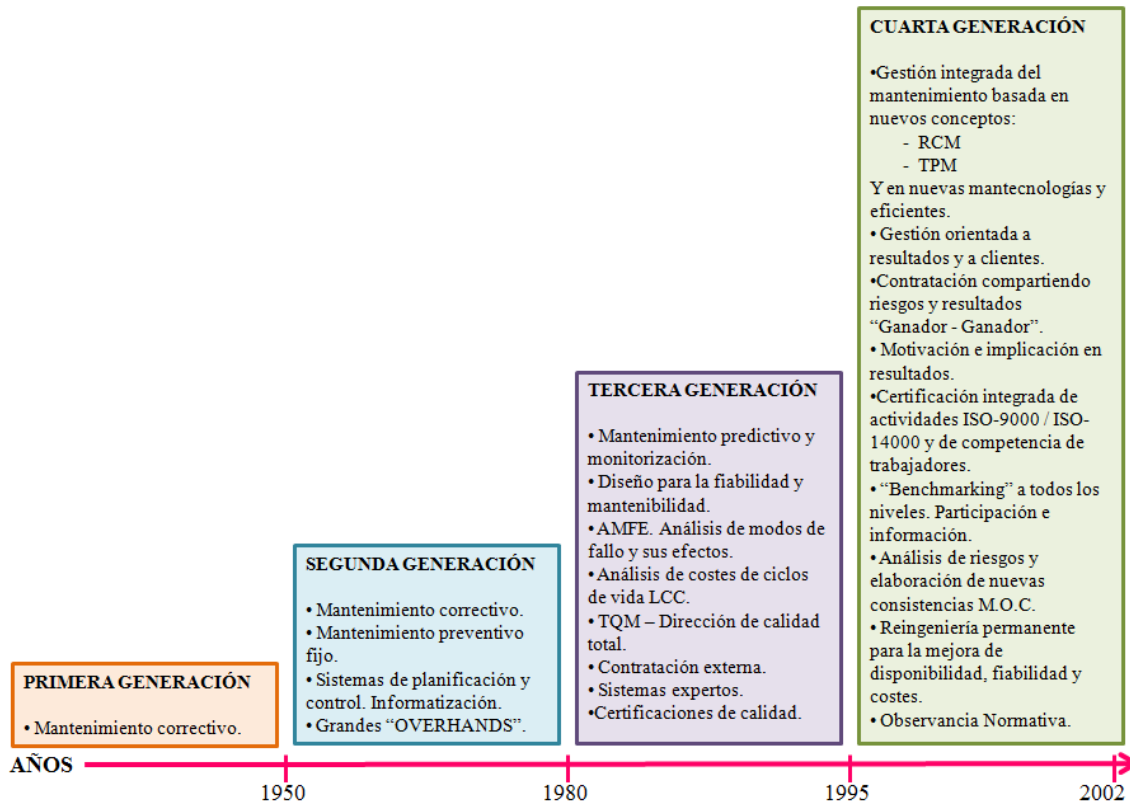


Figura 1.1. Tendencias en la gestión del mantenimiento.

Antes de los años 50 el único mantenimiento que se conocía era el **mantenimiento correctivo**. El mantenimiento correctivo consiste en realizar reparaciones en la máquina afectada cuando el fallo ya se ha producido. Este tipo de mantenimiento contempla dos modos de operar:

- Mantenimiento paliativo o de campo (de arreglo): Encargado de la reposición del funcionamiento, aunque no quede eliminada la fuente que provocó la avería.
- Mantenimiento curativo (de reparación): Se ocupa de la reparación propiamente, pero eliminando las causas que han producido la avería [2].

La tabla 1.1. muestra las ventajas y desventajas que presenta el mantenimiento correctivo:

MANTENIMIENTO CORRECTIVO	
VENTAJAS	INCONVENIENTES
<ul style="list-style-type: none">• No genera gastos fijos.• No es necesario programar ni prever ninguna actividad.• Sólo se gasta dinero cuando está claro que se necesita hacerlo.• A corto plazo puede ofrecer un buen resultado económico.• Hay equipos en los que el mantenimiento preventivo no tiene ningún efecto, como los dispositivos electrónicos.	<ul style="list-style-type: none">• La producción se vuelve impredecible y poco fiable. Las paradas y fallos pueden producirse en cualquier momento.• Supone asumir riesgos económicos importantes.• La vida útil de los equipos se acorta.• Impide el diagnóstico fiable de las causas que provocan la falla.• Se suele producir una baja calidad en las reparaciones por la rapidez de la intervención.

Tabla 1.1. Ventajas e inconvenientes del mantenimiento correctivo.

El mantenimiento preventivo (concepto tradicional de mantenimiento), a pesar de haberse mecanizado, la única estrategia que establece para evitar las averías es realizar:

- Desmontajes periódicos para inspección y reparación, si procede y,
- Montaje posterior.

Debe señalarse que en ocasiones, el desmontaje periódico trae como consecuencia el cambio de piezas, partes y elementos exigidos por cartas técnicas de mantenimiento, que en realidad pueden estar en buen estado [3].

La “segunda generación” comienza a contemplar el **mantenimiento preventivo**. Este tipo de mantenimiento consiste en reducir el número de reparaciones mediante una rutina de inspecciones y de renovación de los elementos averiados. Se basa en la programación de revisiones periódicas establecidas en un plan de mantenimiento asignado a cada máquina.

Las ventajas del mantenimiento preventivo se muestran en la tabla 1.2.

MANTENIMIENTO PREVENTIVO	
VENTAJAS	INCONVENIENTES
<ul style="list-style-type: none">• La experiencia previa adquirida mediante históricos es de gran ayuda.• El cuidado periódico da lugar a un estado óptimo de conservación de la máquina.• La reducción del mantenimiento correctivo representa una reducción de costes de producción y aumento de disponibilidad.• Permite una planificación de los trabajos del departamento de mantenimiento, así como una previsión de los recambios.• Se concreta el mejor momento para realizar el paro de las instalaciones.	<ul style="list-style-type: none">• Representa una inversión inicial en infraestructura y mano de obra. El desarrollo de los planes de mantenimiento se debe realizar por técnicos especializados.• Si no se hace un correcto análisis del nivel de mantenimiento preventivo, se puede sobrecargar el coste de mantenimiento sin mejoras.• Los trabajos rutinarios cuando se prolongan en el tiempo producen falta de motivación en el personal.

Tabla 1.2. Ventajas e inconvenientes del mantenimiento preventivo.

El **mantenimiento predictivo** no aparece hasta la “tercera generación”, a partir de 1980. Éste modo de mantenimiento está basado en la determinación del estado de la máquina cuando está operativa. Principalmente consiste en que la máquina dará algún tipo de aviso antes del fallo. El estado de la máquina se puede determinar mediante ensayos no destructivos.

Actualmente la tendencia es evaluar desde el exterior el estado físico de la máquina sin necesidad de desmontarla. El método más efectivo es el análisis de vibraciones, un método muy poco invasivo, que proporciona un mantenimiento predictivo fiable y a fin de cuentas, más económico.

En el mantenimiento predictivo mediante el análisis de vibraciones primero se establece un nivel de vibración normal o en estado sano de la máquina, a partir del cual se analiza la evolución de la vibración. En segundo lugar, se debe establecer cuál es el nivel de vibración umbral que, una vez superado, aconseje realizar una reparación [2].

La evolución del nivel de vibración de una máquina, mostrado en la figura 1.2., indica que la máquina pasa por diferentes estados de vibración a lo largo de su vida.

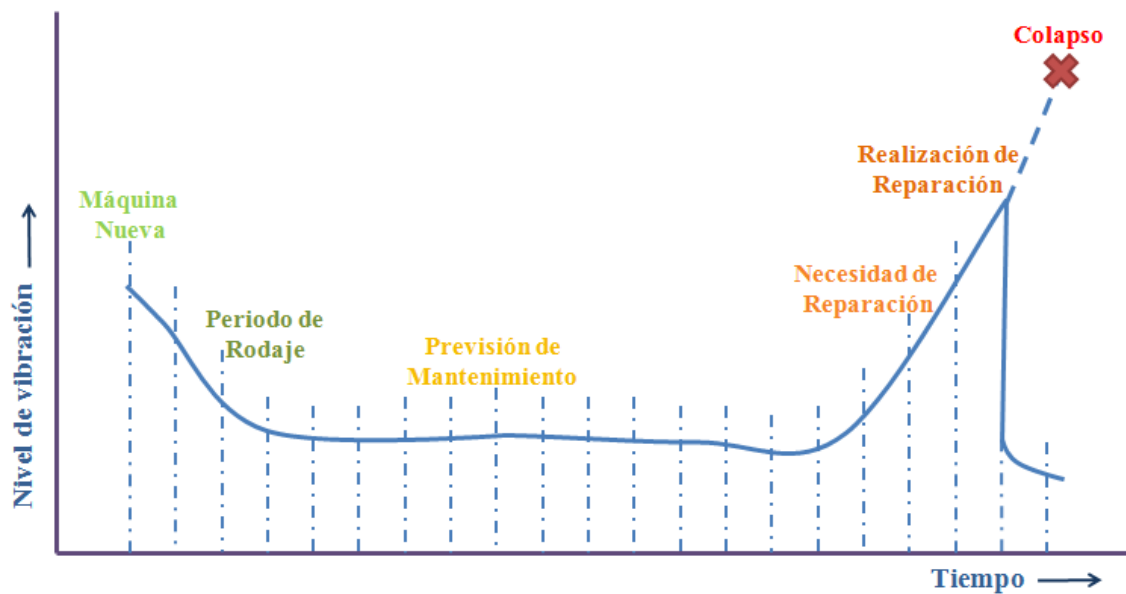


Figura 1.2. Evolución del nivel de vibración de una máquina.

Las ventajas del mantenimiento predictivo en la industria se presentan en la tabla 1.3., donde la principal ventaja es la anticipación a la ocurrencia del defecto.

MANTENIMIENTO PREDICTIVO	
VENTAJAS	INCONVENIENTES
<ul style="list-style-type: none"> • Detección precoz e identificación de defectos sin necesidad de parar ni desmontar la máquina. • Seguimiento de la evolución del defecto en el tiempo hasta que se convierta en peligro. • Programación con suficiente tiempo del suministro del repuesto y la mano de obra para acometer la reparación. • Programación de la parada para corrección dentro de un tiempo muerto o parada rutinaria del proceso productivo. • Reducción del tiempo de reparación, ya que se tienen perfectamente identificados los elementos de posible fallo. • Reducción de los costos e incremento de la producción. 	<ul style="list-style-type: none"> • Requiere una inversión inicial importante. Los analizadores de vibraciones tienen un coste elevado, además se requiere personal para la lectura periódica de los datos. • Se debe tener personal capaz de interpretar los datos que generan los equipos y sacar conclusiones en base a ellos, trabajo que requiere un conocimiento técnico elevado. • La implantación de este sistema se justifica en máquinas o instalaciones donde los paros intempestivos ocasionan grandes pérdidas y en instalaciones donde se requiera alto nivel de seguridad.

Tabla 1.3. Ventajas e inconvenientes del mantenimiento predictivo.



Ante la necesidad de integrar todos los nuevos conceptos de mantenimiento, que en los últimos decenios del siglo XX se han planteado de forma excesivamente aislada, no teniendo el éxito perseguido, aparece la “cuarta generación”. En ella los nuevos conceptos de RCM (Reliability-Centered Maintenance) o los de TPM (Total Productive Maintenance) no se pueden aplicar como si en sí mismos fueran ya la “filosofía salvadora de nuestro departamento”. Son conceptos filosóficos o “mantecnologías” organizativas que pueden ser y son válidas, pero sólo para un determinado aspecto de nuestro mantenimiento. Otro enfoque que toma fuerza es estos años finales del siglo XX y comienzos del XXI es la gestión del mantenimiento orientada no a resultados técnicos, sino a los clientes [3].

1.1. *Mantenimiento ferroviario*

En el ferrocarril, la mayoría de las entidades se encuentran en situaciones homólogas a las que, por ejemplo, la aviación se encontraba en los años 70 y es sólo ahora cuando de forma relativamente tibia se van empezando a cuestionar los métodos tradicionales de mantenimiento preventivos y correctivos ante la constante búsqueda de reducción de costes y mejora de resultados [4].

Las operadoras ferroviarias distribuyen el mantenimiento periódico de su material móvil en operaciones cíclicas basadas en recorridos kilométricos. De forma complementaria al mantenimiento preventivo se realizan acciones correctivas de reparación de fallos en trenes.

Los índices que miden la fiabilidad de los sistemas de mantenimiento ferroviario son MDBF o MKBF que en ambos casos muestran el número de fallos por cada periodo de recorrido kilométrico.

La vida de un material móvil se caracteriza por sus ratios de fiabilidad y su disponibilidad que, asociados a su coste de explotación, son los parámetros operacionales básicos.



El tipo de mantenimiento que se realiza en la actualidad en vehículos ferroviarios se resume en la tabla 1.4., mostrada a continuación, dividida en los diferentes sistemas funcionales que forman parte del vehículo.

	CORRECTIVO	PREVENTIVO	MODIFICATIVO	LEGAL	PREDICTIVO	LIMPIEZA
BOGIES	✓	✓				✓
RODADURA	✓	✓				✓
REDUCTORES	✓	✓			✓	✓
FRENO	✓	✓				✓
SUSPENSIONES					✓	
MOTORES	✓	✓	✓		✓	✓
APARELLAJE ELEC.	✓	✓	✓			✓
COMPRESORES	✓	✓	✓		✓	✓
PUERTAS	✓	✓	✓		✓	✓
GANCHOS	✓	✓				✓
PANTÓGRAFOS	✓	✓	✓		✓	✓
ELECT. CONTROL	✓		✓			✓
ELECT. POTENCIA	✓		✓			✓
NEUMÁTICA	✓	✓	✓	✓	✓	✓
VENTILACIÓN A/A	✓	✓	✓		✓	✓
DECORACIÓN	✓	✓	✓			✓

Tabla 1.4. Tipo de mantenimiento aplicado según el sistema.

No obstante, el futuro del mantenimiento del material móvil debe plantearse desde el mantenimiento en proyecto y la incorporación de sistemas de tercera generación dentro de los propios equipamientos de material móvil, de forma que se permita fácilmente la sensorización de variables predictivas que evidencien el buen o mal funcionamiento de cada subsistema y, sobre todo, la situación de su curva de probabilidad de fallos [...]. En general, podemos afirmar que, el nuevo mantenimiento ferroviario minimizará las paralizaciones, reduciendo el número de fallos y conteniendo los costes con un significativo respeto al medio ambiente [4].

1.1.1. Causas de rotura en ejes ferroviarios

La seguridad es el aspecto más importante cuando hablamos de mantenimiento del material rodante ferroviario. La aparición de grietas y defectos puede comprometer la seguridad de circulación de los trenes además de afectar al confort de los pasajeros y deteriorar el estado de los demás componentes mecánicos.

Las principales causas de rotura en los ejes de los ferrocarriles son la fatiga, el impacto y la corrosión.

Según el diccionario de la RAE, la **fatiga** es “pérdida de la resistencia mecánica de un material al ser sometido largamente a esfuerzos repetidos”. La fatiga provoca la rotura repentina y se produce con cargas incluso inferiores al punto de rotura del material. Se puede producir por el propio giro del eje o por las vibraciones producidas por las irregularidades de la vía, amortiguación del vehículo, fuerzas externas, etc.

En la rotura de un eje por fatiga se pueden diferenciar tres fases: nucleación o iniciación, propagación o crecimiento de la fisura y rotura. Estas fases se muestran en la figura 1.3.

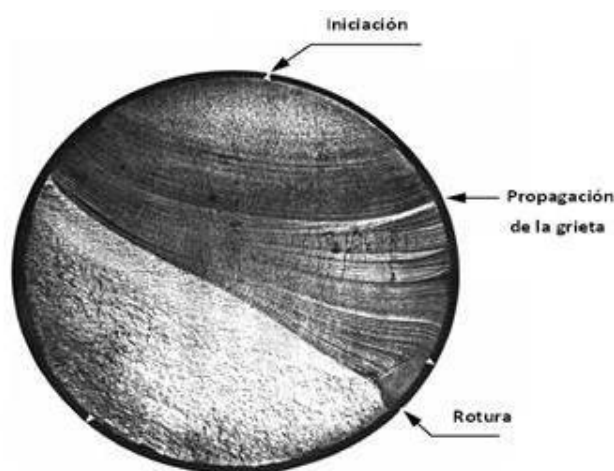


Figura 1.3. Evolución de la falla por fatiga.

FATIGA POR FLEXIÓN:

Cuando se produce fractura a fatiga por flexión se da un agrietamiento en servicio transversal al eje. La superficie de fractura (figura 1.4.) está tersa y no se producen deformaciones en el eje, normalmente con marcas elípticas concéntricas al origen.



Figura 1.4. Falla por fatiga a flexión.

Entre las causas se encuentran:

- Cargas de flexión altas.
- Dureza de núcleo y/o capa endurecida.
- Cambios de sección severos o daño superficial en el eje.

FATIGA POR TORSIÓN:

En este caso se produce un agrietamiento en servicio a 45° alrededor del eje. La superficie de fractura (figura 1.5.) está tersa y sin deformación del eje, normalmente con marcas elípticas concéntricas al origen.

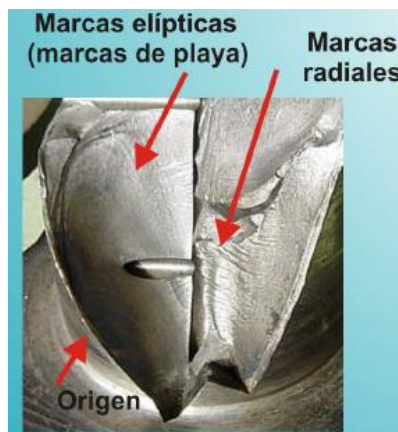


Figura 1.5. Falla por fatiga a torsión.

Entre las causas se encuentran:

- Cargas de torsión altas.
- Dureza de núcleo y/o capa endurecida baja con espesor bajo.
- Cambios de sección severos o daño superficial en el eje.

Otra de las causas de rotura de ejes más importantes es la **corrosión**. La fatiga por corrosión se está convirtiendo en una materia importante en la evaluación de la integridad estructural de los ejes ferroviarios, debido a que recientes fallos de éstos han sido atribuidos tanto a la presencia de puntos de corrosión como a superficies corroídas. A pesar de su importancia, los estándares europeos de normalización existentes no cuantifican de manera precisa el efecto que podría tener, en la resistencia a fatiga de un eje ferroviario, los defectos por corrosión.

La corrosión afecta de forma significativa a las propiedades de fatiga y la duración del acero se ve condicionada por el medio. En ambientes húmedos y bajo condiciones de lluvia la corrosión tiene efectos más duros sobre el acero.

CORROSIÓN UNIFORME:

Se presenta ataque corrosivo sobre la superficie del eje, dañando su acabado superficial y dejando residuos.



Figura 1.6. Corrosión uniforme.

CORROSIÓN POR PICADURA:

Se presenta ataque corrosivo localizado en puntos de la superficie del eje, generando cavidades y dejando residuos.

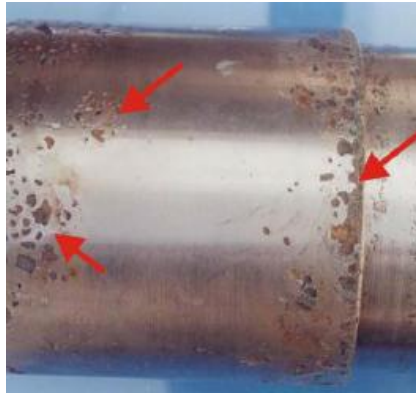


Figura 1.7. Corrosión por picadura.

Las causas más frecuentes tanto de la corrosión uniforme como de la corrosión por picadura son:

- Mala selección del material del eje.
- Medio corrosivo severo.
- Daño en recubrimientos protectores.
- Infiltración de fluidos.

2. INTRODUCCIÓN AL TRATAMIENTO DE SEÑALES

La rica historia y la promesa de futuro del tratamiento de señales proceden de una fuerte sinergia entre aplicaciones cada vez más sofisticadas, nuevos desarrollos teóricos y nuevas arquitecturas. Las aplicaciones del tratamiento de señales se extienden sobre un amplio conjunto de disciplinas [5].

El tratamiento de señales trata de la representación, transformación y manipulación de señales y de la información que contienen. Los desarrollos de la tecnología han impulsado a su vez muchos desarrollos teóricos, desde el algoritmo de la Transformada Rápida de Fourier (FFT), hasta nuevas formas de representar señales, como los desarrollos basados en Wavelet.

2.1. SEÑALES Y SISTEMAS EN TIEMPO DISCRETO

Las señales pueden ser continuas o discretas. El caso de estudio en este proyecto, análisis de vibraciones en un eje de ferrocarril, trata señales en tiempo discreto, puesto que se definen en instantes discretos de tiempo.

Las señales en tiempo discreto se representan matemáticamente como secuencias de números:

$$x = \{x[n]\}, \quad -\infty < n < \infty \quad [1.1]$$

Siendo n un número entero.

En el caso de estudio, esta secuencia surge de muestrear una señal analógica (es decir, en tiempo continuo) $x_a(t)$. El valor numérico del n –ésimo número de la secuencia es igual al valor de la señal analógica, $x_a(t)$, en el instante temporal nT , es decir,

$$x[n] = x_a(nT), \quad -\infty < n < \infty \quad [1.2]$$

Donde T es el periodo de muestreo, y su inversa es la frecuencia de muestreo.

Las señales en tiempo discreto se suelen representar como se muestra en la figura 1.8., donde se representa una señal continua $x(t)$ dada por una determinada función y en la parte inferior de la figura se muestra la misma señal $x(t)$ en tiempo discreto, es decir, se muestrea la señal para determinados puntos en el tiempo y no para todo t .

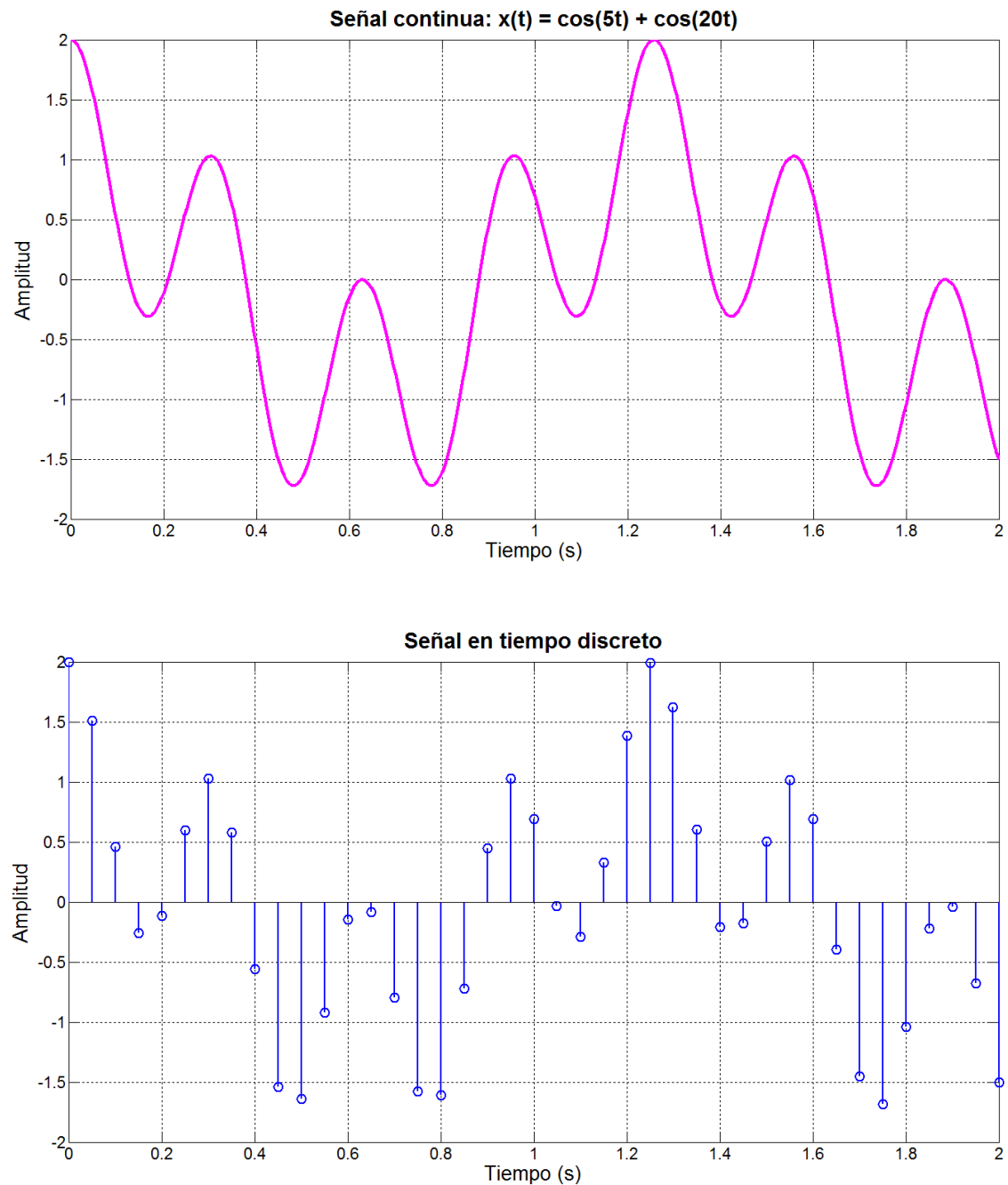


Figura 1.8. Representación gráfica de una señal en tiempo discreto.

Para poder utilizar la información contenida en las señales temporales, resulta de mucha utilidad el análisis en frecuencia de Fourier, ya que, el análisis directo de la señal temporal en el osciloscopio resulta dificultoso. Esto es debido a que el dominio temporal es incapaz de dar una información de rápido análisis, mientras que el análisis en el dominio de la frecuencia muestra su espectro tanto en amplitudes como en fases.

La introducción del algoritmo de la Transformada Rápida de Fourier consiguió un análisis más rápido y con ordenadores personales, que ha hecho del tratamiento de señales complejas como las vibraciones algo de uso común en la industria actual.

El objeto del análisis en frecuencia es descomponer una señal compleja (como las vibraciones mecánicas) en componentes más sencillas que permitan un estudio y análisis más simple. En el caso particular de sistemas mecánicos rotativos, las señales senoidales están asociadas íntimamente a la naturaleza de los procesos mecánicos cíclicos [6].

2.2. TRANSFORMADA DE FOURIER

La Transformada de Fourier (FT) es una herramienta matemática que sirve para describir el comportamiento de señales no periódicas. Su objetivo es la descomposición de la función en una suma de funciones armónicas [7].

La Transformada de Fourier viene dada por:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{(-j \cdot 2\pi \cdot f \cdot t)} dt \quad [1.3]$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \cdot e^{(j \cdot 2\pi \cdot f \cdot t)} dt \quad [1.4]$$

Donde:

$X(f)$ es la Transformada de Fourier de $x(t)$.

$x(t)$: Representación de la señal en el dominio del tiempo.

$X(f)$: Representación en el dominio de la frecuencia.

El funcionamiento de los procesadores de señales digitales consiste en el muestreo de la señal a intervalos fijos de tiempo. Una función temporal discreta en el tiempo con un periodo T tiene asociado una función continua en frecuencia con periodo $f_0 = 1/T$.

Sea $x(t)$ continua y periódica en el tiempo:

$$X(f) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} x(t) \cdot e^{(-j \cdot 2\pi \cdot f \cdot t)} dt \quad [1.5]$$

$$x(t) = \int_{k=-\infty}^{k=+\infty} X(f_k) \cdot e^{(-j \cdot 2\pi \cdot f_k \cdot t)} dt \quad [1.6]$$

Si cambiamos el tiempo por la frecuencia, se obtiene la Transformada de $x(f)$ por Fourier en $X(t)$, es decir, en la Transformada de Fourier de una función de muestreo:

$$X(t) = \frac{1}{f_0} \int_{-T/2}^{+T/2} x(f) \cdot e^{(j \cdot 2\pi \cdot f \cdot t)} df \quad [1.7]$$

La existencia de sumatorios infinitos al calcular la Transformada de Fourier de series temporales, hace necesaria la definición de una transformada adecuada para el procesado por ordenador: la Transformada Discreta de Fourier. Esta transformada permite obtener N componentes de frecuencia a partir de N componentes en el tiempo, con N^2 operaciones en el campo complejo. La Transformada Discreta de Fourier relaciona una función temporal periódica obtenida por muestreo con una función muestreada en frecuencia y periódica [8]:

$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{n=N-1} x(n) \cdot e^{(-j \cdot 2\pi \cdot k \cdot n/N)} \quad [1.8]$$

$$x(n) = \sum_{k=0}^{k=N-1} X(k) \cdot e^{(j \cdot 2\pi \cdot k \cdot n/N)} \quad [1.9]$$

El tratamiento de señales en el tiempo y en la frecuencia mediante la Transformada Discreta de Fourier da lugar a algunos errores como:

- El error debido al “Aliasing”.
- El error relacionado con la ventana temporal.

2.2.1. ERROR DEBIDO AL “ALIASING”

El problema del aliasing queda definido por el Teorema de Shannon Nyquist de Muestreo. Este teorema formulado por Harry Nyquist en 1928 y demostrado por Claude E. Shannon en 1949, es un teorema fundamental de teoría de la información.

El teorema trata del muestreo, que no debe ser confundido o asociado con la cuantificación, proceso que sigue al de muestreo en la digitalización de una señal y que, al contrario del muestreo, no es reversible.

Se produce una pérdida de información en el proceso de cuantificación, incluso en el caso ideal teórico, que se traduce en una distorsión conocida como error o ruido de cuantificación y que establece un límite teórico superior a la relación señal-ruido. Esto significa que desde el punto de vista del teorema, las muestras discretas de una señal son valores exactos que aún no han sido redondeados o truncados sobre una precisión determinada, es decir, aún no han sido cuantificadas.

El teorema demuestra que la reconstrucción exacta de una señal periódica continua, en banda base a partir de sus muestras, es matemáticamente posible si la señal está limitada en banda y la tasa de muestreo es superior al doble de su ancho de banda.

Si la frecuencia más alta contenida en una señal analógica $x_a(t)$ es $F_{max} = B$ y la señal se muestrea a una tasa $F_s > 2F_{max} \equiv 2B$, entonces $x_a(t)$ se puede recuperar totalmente a partir de sus muestras mediante la siguiente función de interpolación:

$$g(t) = \frac{\sin(2\pi Bt)}{2\pi Bt} \quad [1.10]$$

Por tanto, $x_a(t)$ se puede expresar como:

$$x_a(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_a\left(\frac{n}{F_s}\right) g\left(t - \frac{n}{F_s}\right) \quad [1.11]$$

Donde $x_a\left(\frac{n}{F_s}\right) = x_a(nT) \equiv x(n)$ son las muestras de $x_a(t)$.

Hay que notar que el concepto de ancho de banda no es necesariamente sinónimo del valor de la frecuencia más alta en la señal de interés. Si el criterio no es satisfecho, existirán frecuencias cuyo muestreo coincide con otras (el llamado aliasing).

Muestreo de una señal sinusoidal:

A continuación se muestra el ejemplo de una señal sinusoidal (figura 1.9.). Si una senoide de frecuencia f Hz es muestreada s veces por segundo, y $s \leq 2 \cdot f$, entonces las muestras resultantes también serán compatibles con una senoide de frecuencia $f_m - f$, donde f_m es la frecuencia de muestreo. A cada una de estas sinusoides se la denomina “alias” de la otra.

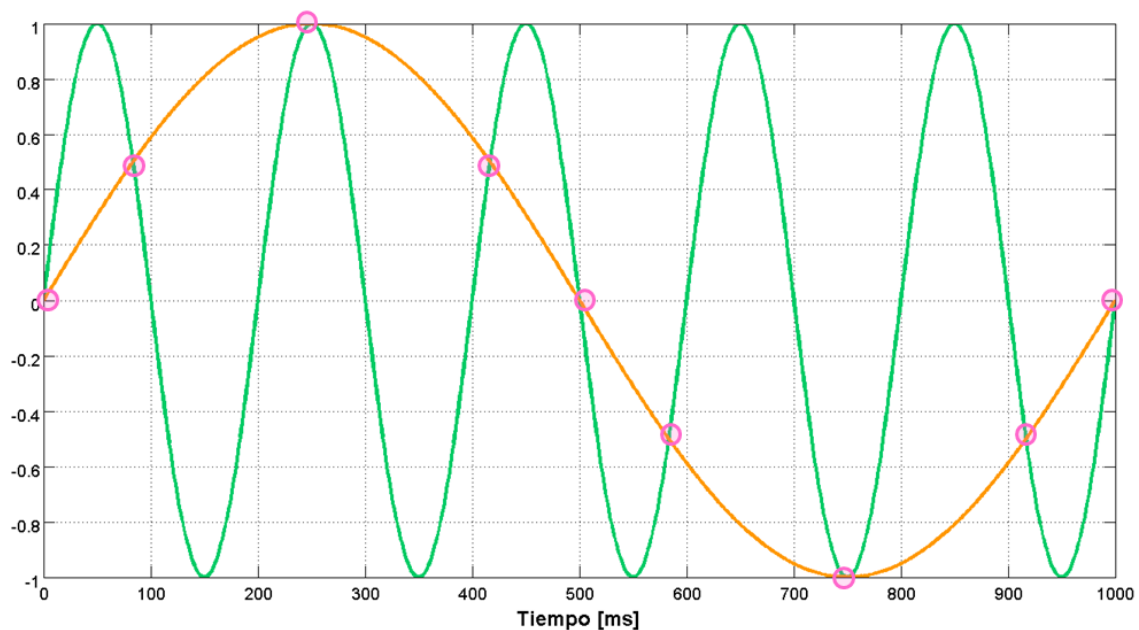


Figura 1.9. Frecuencia de muestreo.

Por tanto, si se muestrea a la frecuencia s , una señal analógica que contiene las dos frecuencias, la señal no podrá ser reconstruida con exactitud.

Seguidamente se desarrolla un ejemplo que representa el problema del aliasing causado por el muestreo a baja frecuencia de una señal continua.

1. Representación de una señal continua de ecuación: $x(t) = \cos(7t) + \cos(23t)$.

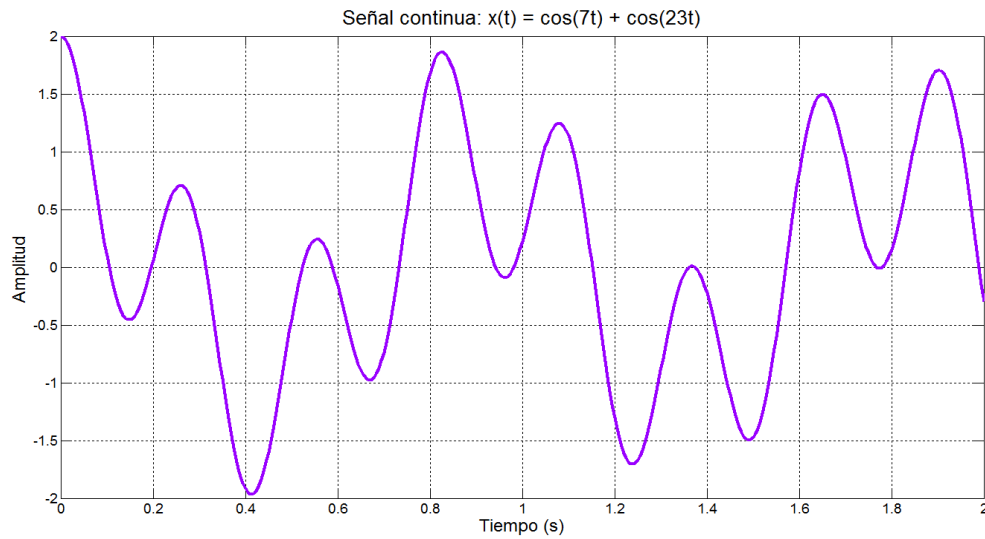


Figura 1.10. Señal continua $x(t)$.

2. Muestreo de la señal continua en el tiempo con un periodo de muestreo $T_s = 0,05s$.

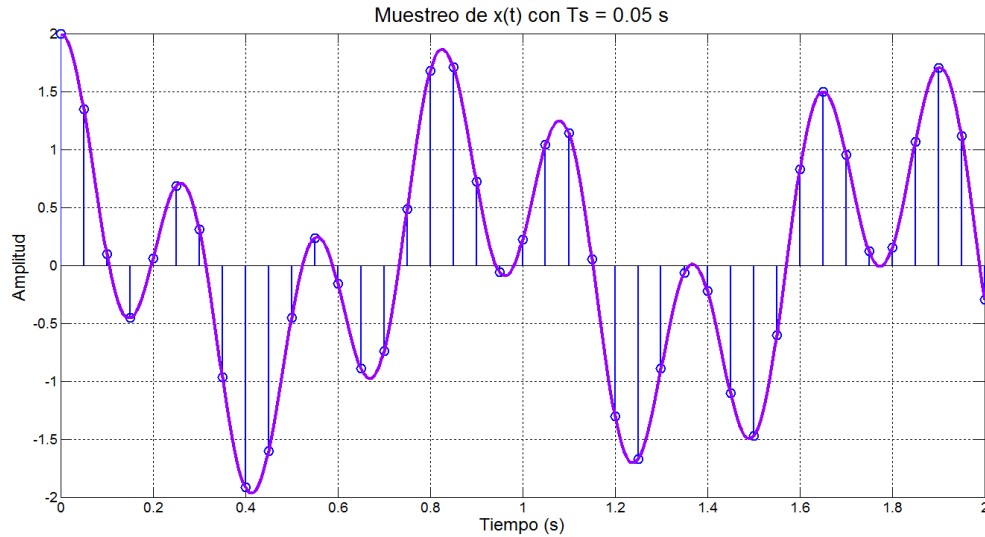


Figura 1.11. Señal continua $x(t)$ con $T_s = 0.05$ s.

La señal muestreada (figura 1.11.) es exactamente igual a la señal de tiempo continuo en el momento de tomar la muestra, y las muestras modelan con precisión la señal original. La frecuencia de muestreo ω_{s1} es aproximadamente $5,5 \cdot \omega_2$.

3. Muestreo de la señal con un periodo de muestreo $T_s = 0,1s$.

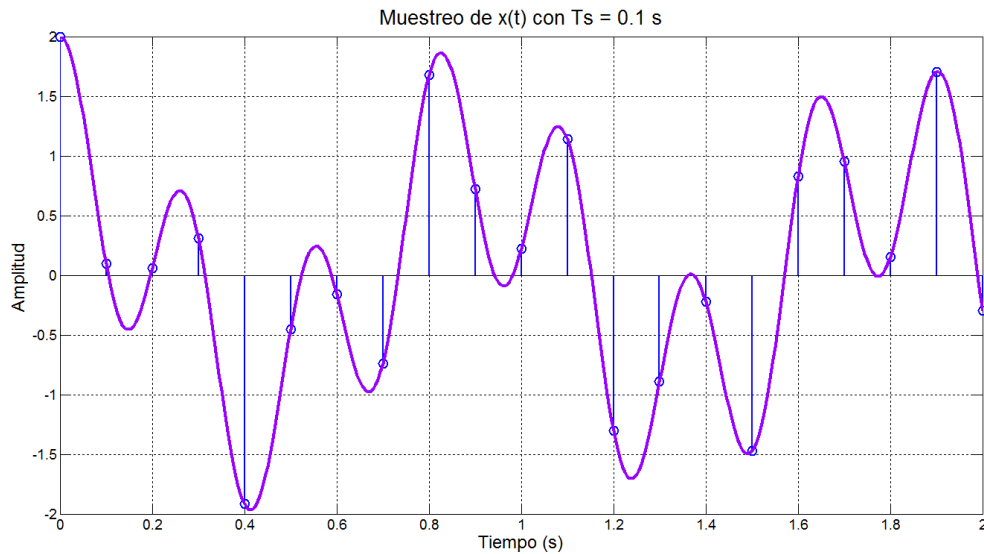


Figura 1.12. Señal continua $x(t)$ con $T_s = 0.1$ s.

La señal muestreada (figura 1.12.) es exactamente igual a la señal de tiempo continuo en los momentos de muestreo. Las muestras dan lugar a una representación menos exacta de la señal original que con el tiempo de muestreo menor (mayor frecuencia de muestreo). La frecuencia de muestreo ω_{s2} es aproximadamente $2,7 \cdot \omega_2$.

4. Muestreo de la señal con un periodo de muestreo $T_s = 0,2s$

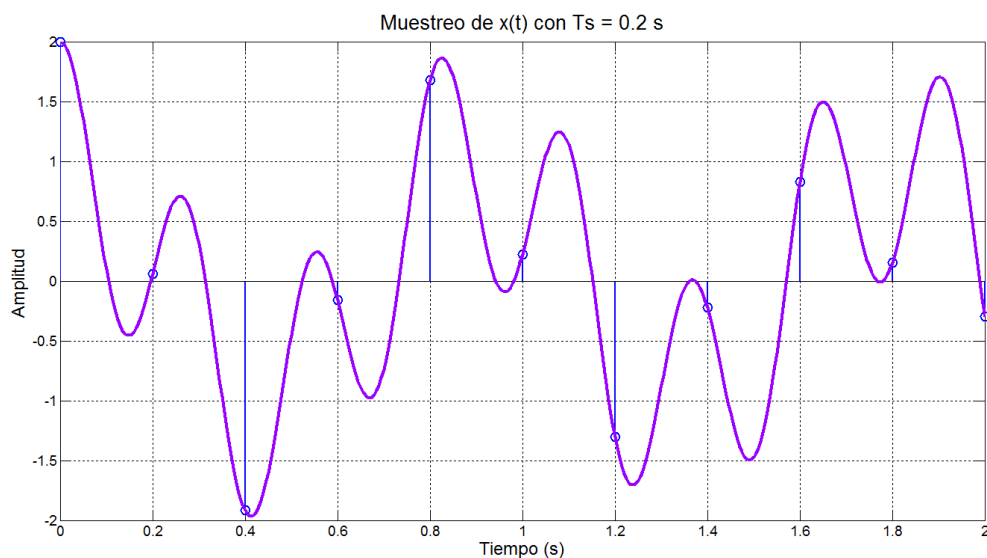


Figura 1.13. Señal continua $x(t)$ con $T_s = 0.2$ s.

La señal muestreada (figura 1.13.) es exactamente igual a la señal de tiempo continuo en los momentos de muestreo. Las muestras ahora no son una buena representación de la señal original. La frecuencia de muestreo ω_{s3} es aproximadamente $1,37 \cdot \omega_2$.

5. Para frecuencias de muestreo $\omega_{s3} < 2 \cdot \omega_2$, el teorema de muestreo de Nyquist no se cumple, y $x(t)$ no se puede recuperar de las muestras obtenidas con la utilización de un filtro paso-bajo ideal. Se ha producido aliasing. Las muestras de la señal original $x(t)$ utilizando un periodo de muestreo T_{s3} tienen exactamente los mismos valores que la señal $x_1(t) = \cos(\omega_1 \cdot t) + \cos((\omega_2 - \omega_{s3}) \cdot t)$ tendría cuando se muestrea con periodo T_{s3} , como puede observarse en la figura 1.14

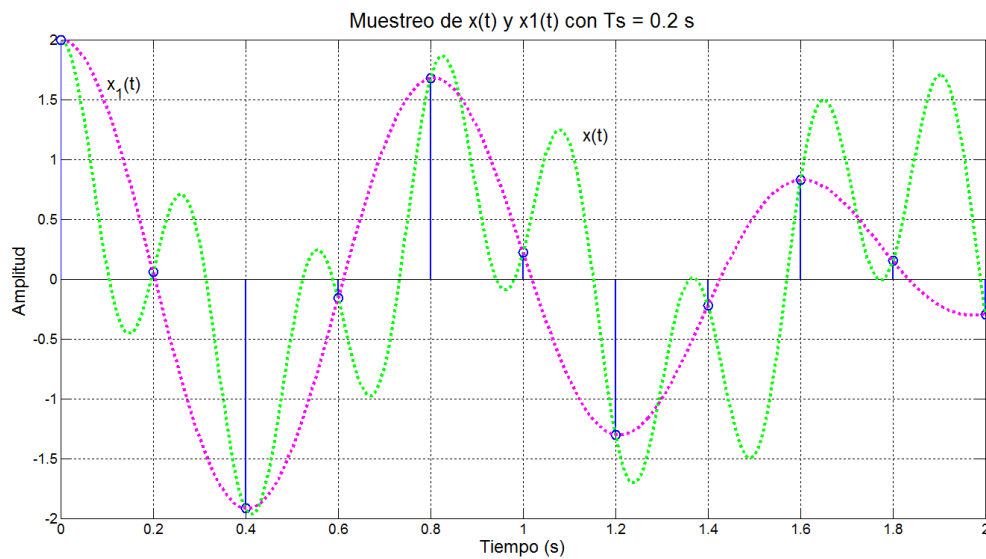


Figura 1.14. Señal continua $x(t)$ y $x_1(t)$ con $T_s = 0.2$ s.

2.2.2. ERROR DEBIDO A LA VETANA TEMPORAL

Las ventanas son funciones matemáticas utilizadas para evitar las discontinuidades al comienzo y final de los bloques analizados en el procesamiento de señales. Lo que se busca es obtener una señal de longitud limitada, es decir, para ver la señal en tiempo finito hay que multiplicarla por una función ventana.

El error relacionado con la ventana temporal se produce por las oscilaciones que se dan en los alrededores del origen de frecuencias de la transformada.

Para intentar eliminar este tipo de error se recurre a los diferentes tipos de ventanas. El objetivo es generar una transformada que tenga en el dominio de la frecuencia una banda principal simétrica en frecuencias, y muy constante en el tramo de frecuencias donde exista la transformada, y fuera de él un decaimiento muy rápido [6].

Cuando la forma de onda de entrada es muestreada en el tiempo, en lugar de continua, el análisis se realiza generalmente mediante la aplicación de una función de ventana y, a continuación la Transformada Discreta de Fourier (DFT). Pero la DFT proporciona solo una muestra del actual espectro DTFT (Discrete Time Fourier Transform). La figura 1.15 muestra una parte de la DTFT para una senoide con ventana rectangular.

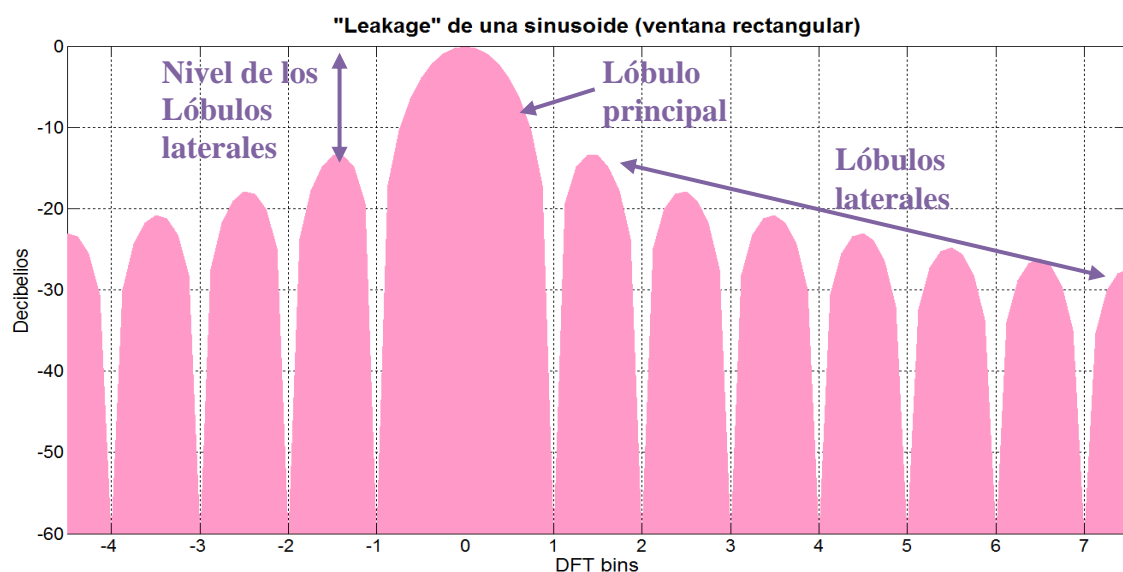


Figura 1.15. "Leakage" de una senoide.

La frecuencia real de la senoide se indica como “0” en el eje horizontal. Todo lo demás es “leakage”. La unidad de frecuencia es “bins DFT”, es decir, los valores enteros sobre el eje de frecuencia corresponden a las frecuencias de muestreo de la DFT.

TIPOS DE VENTANAS MÁS USUALES:

A continuación se relacionan algunas de las ventanas que más se utilizan en el procesamiento de señales. El efecto de cada tipo de ventana se va a mostrar aplicado a la señal definida por un determinado sonido contenido en el archivo:

[notify.wav](#)

En las siguientes figuras se muestran las distintas representaciones de los diferentes tipos de ventanas.

La figura 1.16. muestra la forma que tiene cada ventana de las que se van a analizar. Se puede observar, por ejemplo, que la ventana rectangular siempre tiene valor unidad por lo que no hay variación para la señal en el dominio del tiempo.

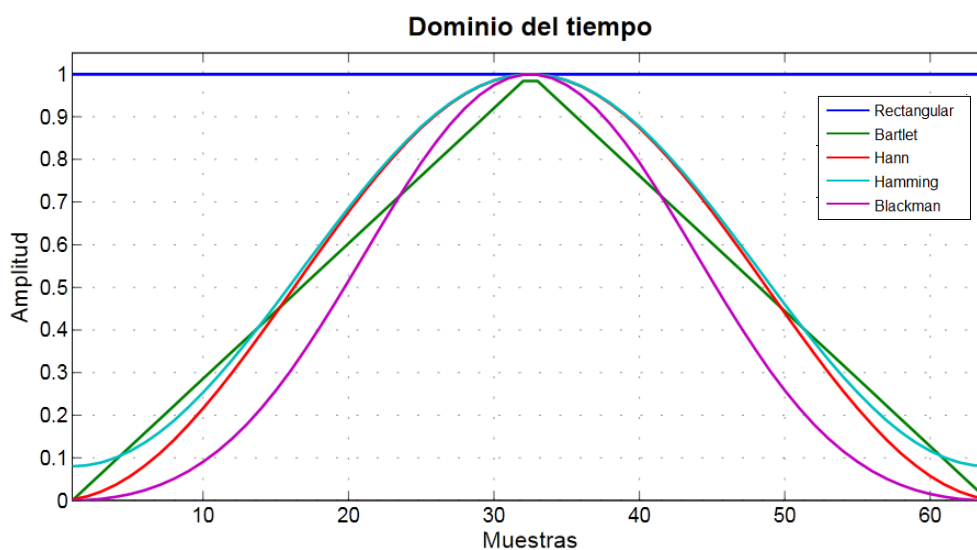


Figura 1.16. Distintos tipos de ventanas en el dominio del tiempo.

	PROPIEDADES DE LAS VENTANAS TEMPORALES		
	LEAKAGE FACTOR (%)	RELATIVE SIDELobe ATTENUATION (dB)	MAINLOBE WIDTH (-3 dB)
RECTANGULAR	0	-58,1	0,50781
BARTLETT	9,14	-13,3	0,027344
HANN	0,05	-31,5	0,042969
HAMMING	0,03	-42,5	0,039063
BLACKMAN	0	-58,1	0,050781

Tabla 1.5. Propiedades de las ventanas temporales.

La tabla 1.5. resume las principales propiedades de las ventanas que se van a mostrar como ejemplo, como el factor leakage, la atenuación de los lóbulos laterales y el ancho del lóbulo principal. Y las diferentes ventanas quedan representadas en la figura 1.17.

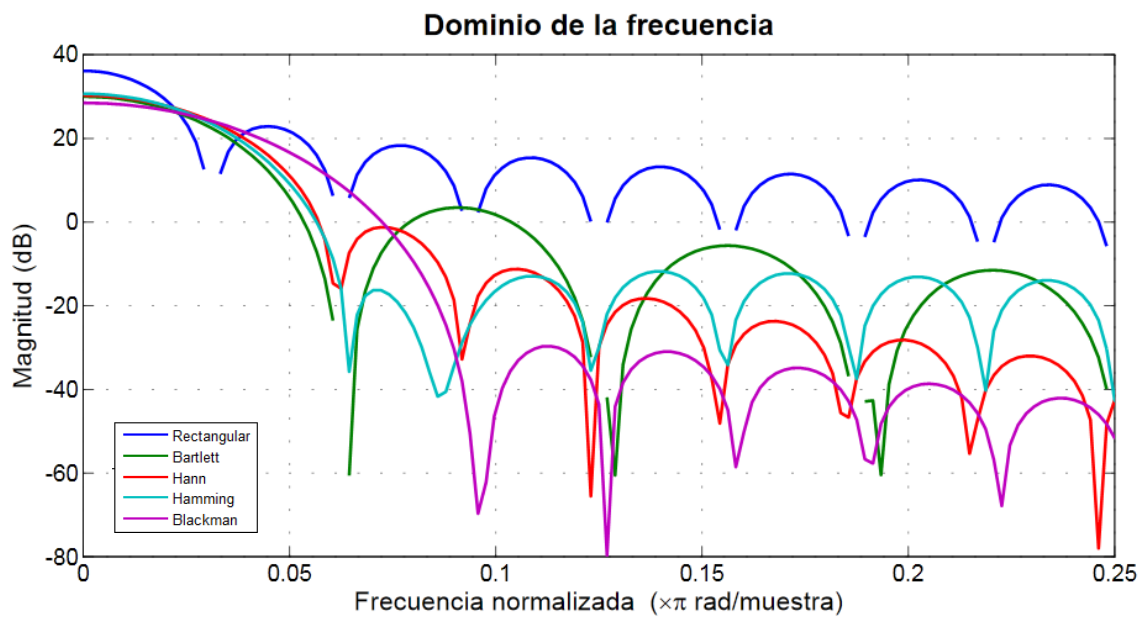


Figura 1.17. Distintos tipos de ventanas en el dominio de la frecuencia.

VENTANA RECTANGULAR:

La ventana rectangular (a veces conocida como ventana de Dirichlet) (figura 1.18.) es la ventana más simple.

$$w[n] = \begin{cases} 1, & 0 \leq n \leq M, \\ 0, & \text{en el resto} \end{cases} \quad [1.12]$$

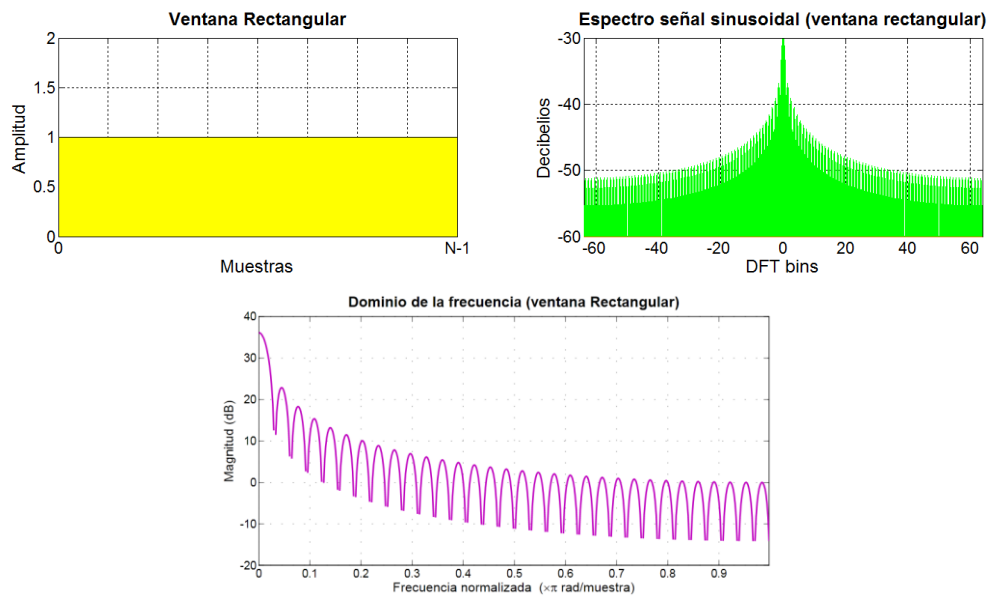


Figura 1.18. Ventana Rectangular.

La ventana rectangular continua tiene amplitud constante, por lo que al utilizar una ventana de este tipo la señal no se ve afectada, como puede observarse en la figura 1.19.

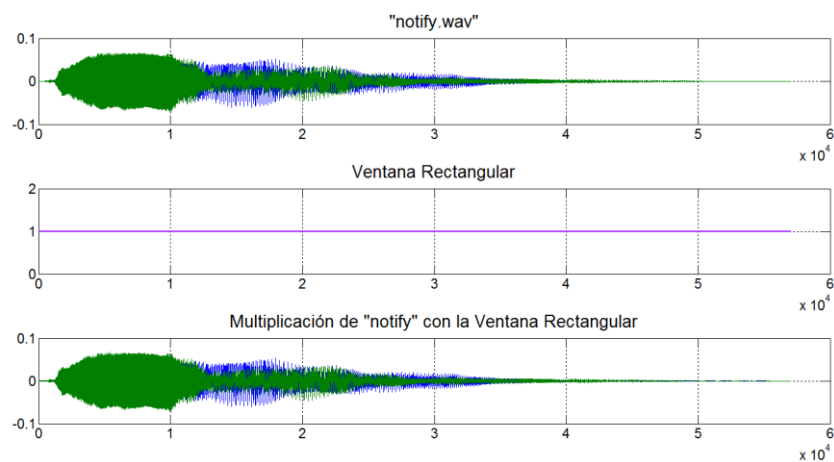


Figura 1.19. Ejemplo "notify" con ventana Rectangular.

VENTANA BARTLETT (TRIANGULAR):

La ventana de Bartlett es muy similar a una ventana triangular. Esta ventana siempre termina con ceros en las muestras 1 y n, mientras que la ventana triangular es distinta de cero en esos puntos. La ventana queda representada en la figura 1.20.

$$w[n] = \begin{cases} \frac{2n}{M} & 0 \leq n \leq \frac{M}{2} \\ 2 - \frac{2n}{M} & M/2 < n \leq M \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases} \quad M \text{ par} \quad [1.13]$$

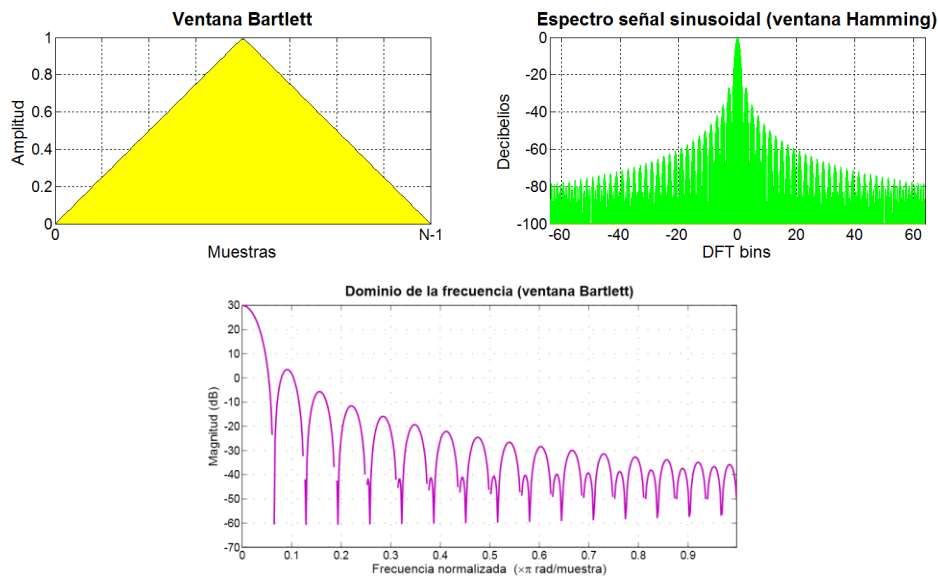


Figura 1.20. Ventana Bartlett.

Con la aplicación de la ventana Bartlett a la señal (figura 1.21.), los extremos quedan atenuados desde cero por cada extremo.

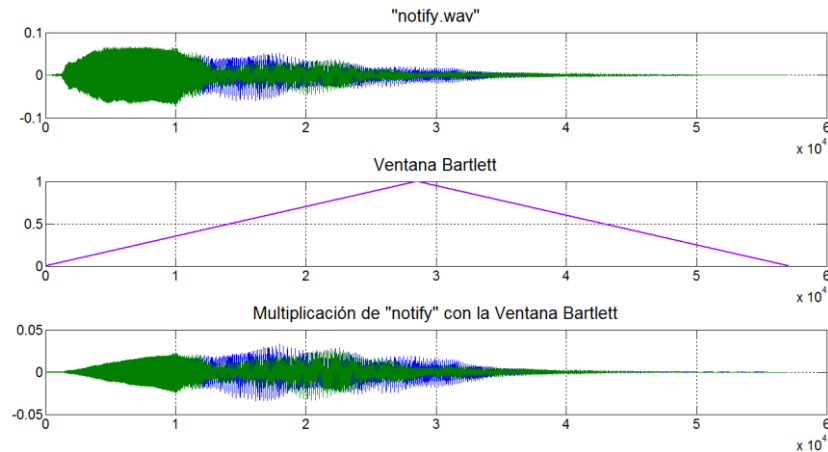


Figura 1.21. Ejemplo “notify” con ventana Bartlett.

VENTANA HANN:

Frecuentemente la ventana de Hann aparece nombrada como ventana de Hanning en analogía a la ventana de Hamming. Esto es incorrecto, ya que los nombres de las ventanas se deben a Julius von Hann y Richard Hamming respectivamente. (Véase la figura 1.22. donde queda representada la ventana Hann).

$$w[n] = \begin{cases} 0,5 - 0,5\cos\left(\frac{2\pi n}{M}\right) & 0 \leq n \leq M \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases} \quad [1.14]$$

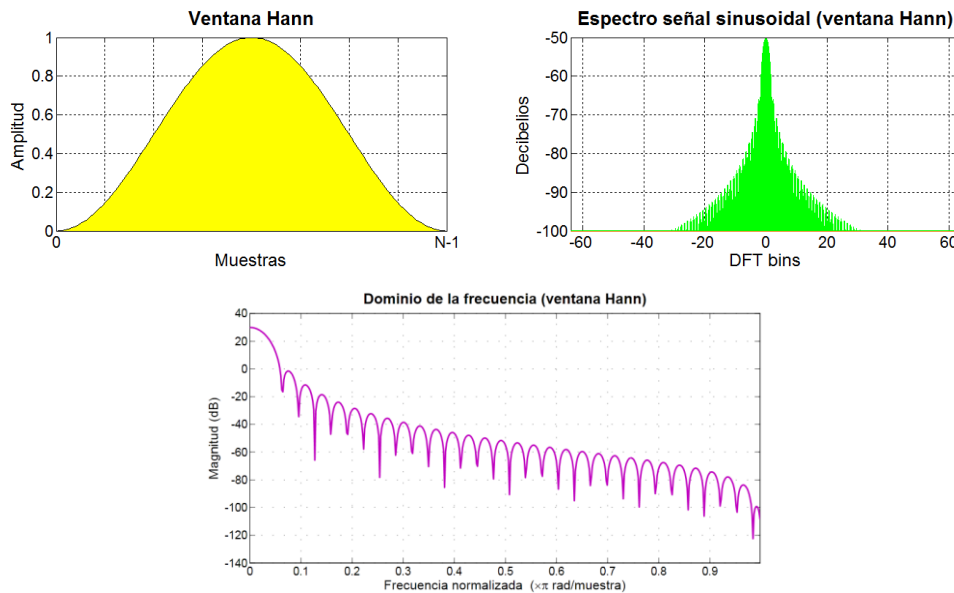


Figura 1.22. Ventana Hann.

En el ejemplo representado en la figura 1.23. se puede observar que el efecto de la ventana es notable sobre la señal en el dominio del tiempo. En el dominio de la frecuencia se produce una copia del espectro de la ventana, mientras que en el dominio del tiempo la ventana hace que la amplitud en los extremos de la ventana disminuya, lo que ayuda a eliminar las discontinuidades.

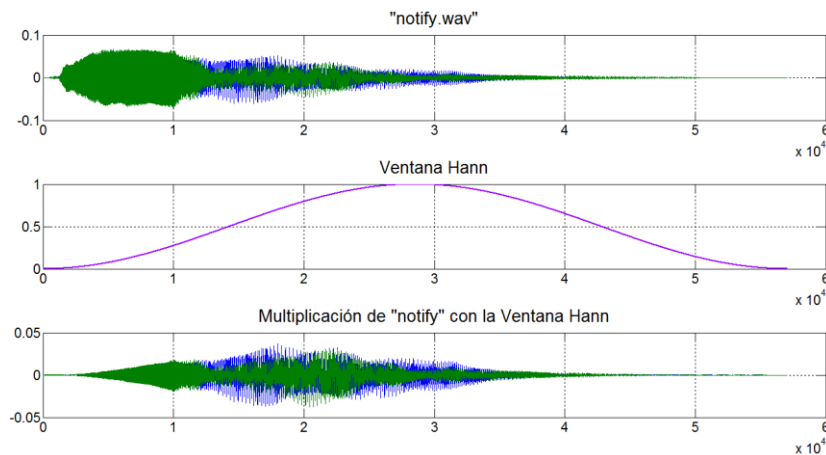


Figura 1.23. Ejemplo “notify” con ventana Hann.

VENTANA HAMMING:

El “coseno alzado” con estos coeficientes particulares fue propuesto por Richard W. Hamming. La ventana Hamming se genera al añadir a la ventana Hann un rectángulo que hace de pedestal, lo cual hace que el primer lóbulo sea rebajado respecto al que tiene la ventana Hann, pero los demás lóbulos siguen predominando la caída de 20 dB/década, debido al predominio de la parte rectangular de esta ventana [8].

$$w[n] = \begin{cases} 0,54 - 0,46\cos\left(\frac{2\pi n}{M}\right) & 0 \leq n \leq M \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases} \quad [1.15]$$

La ventana Hamming se representa en la figura 1.24.

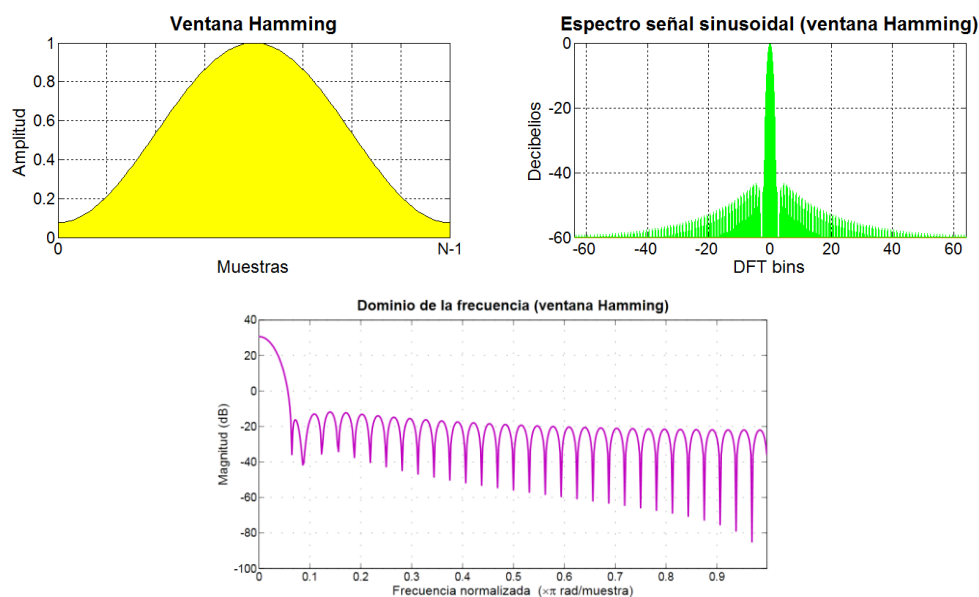


Figura 1.24. Ventana Hamming.

El efecto de la ventana Hamming hace que la distorsión producida por las discontinuidades se atenúe, es decir, el espectro posee menos distorsiones y la relación de las amplitudes de los pulsos se conserva. En la figura 1.25. se puede observar el efecto producido por la ventana Hamming en la señal del ejemplo.

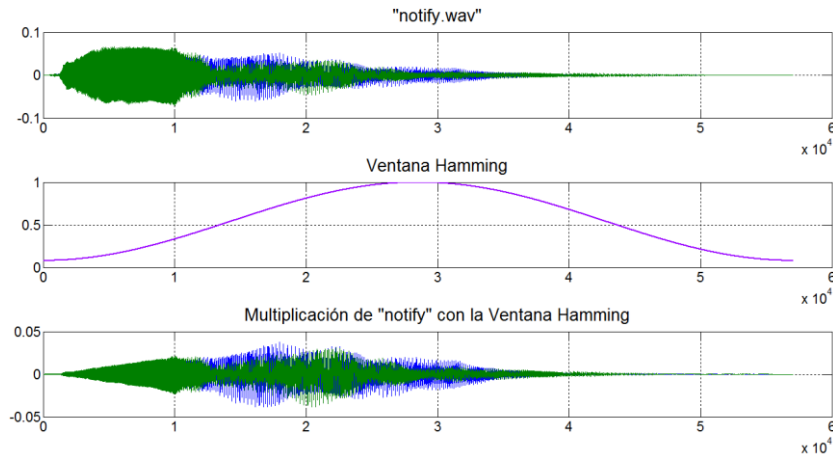


Figura 1.25. Ejemplo “notify” con ventana Hamming.

VENTANA BLACKMAN:

La ventana Blackman es similar a la anterior, y está dada por la siguiente expresión:

$$w[n] = \begin{cases} 0,42 - 0,5\cos\left(\frac{2\pi n}{M}\right) + 0,08\cos\left(\frac{4\pi n}{M}\right) & 0 \leq n \leq M \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases} \quad [1.16]$$

El término coseno adicional produce una reducción adicional en la amplitud de las oscilaciones y el ancho del lóbulo principal se ve incrementado, esto se observa en la representación de la ventana Blackman en la figura 1.26. y en el ejemplo de la figura 1.27.

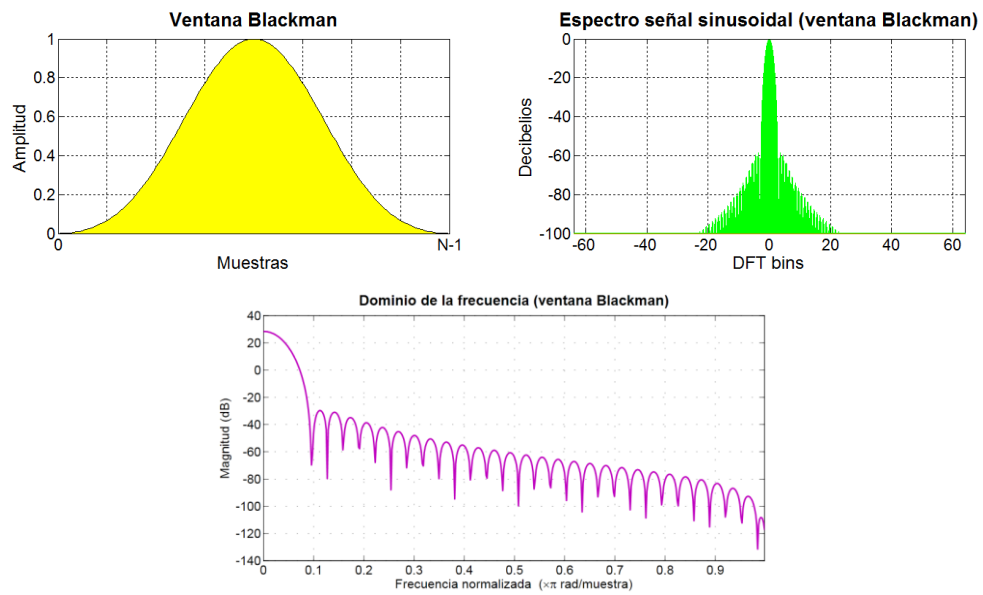


Figura 1.26. Ventana Blackman.

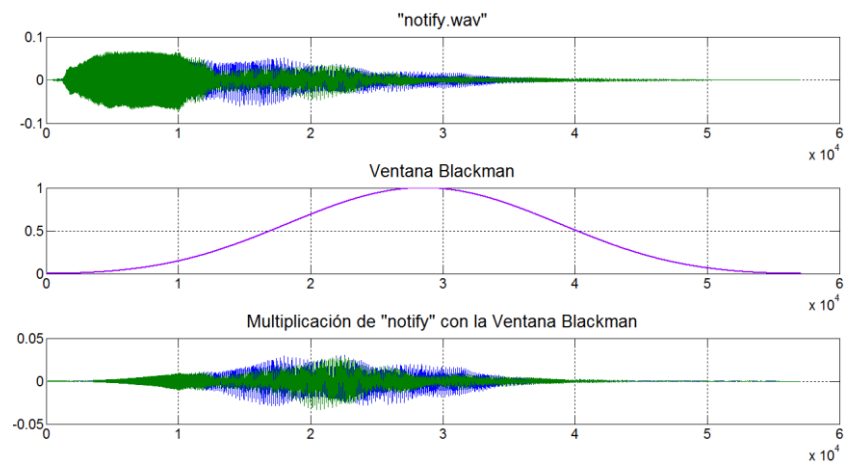


Figura 1.27. Ejemplo "notify" con ventana Blackman.

3. ANÁLISIS DE VIBRACIONES

Las vibraciones están intrínsecamente unidas a la naturaleza oscilatoria de la variación de las fuerzas. Una de las técnicas que permiten el estudio y comprensión de las vibraciones es el análisis en frecuencia.

El objeto del análisis en frecuencia es descomponer una señal compleja (como las vibraciones mecánicas) en componentes más sencillos que permitan un estudio y análisis más simple. En el caso particular de los sistemas mecánicos rotativos, las señales senoidales están asociadas íntimamente a la naturaleza de los procesos mecánicos cíclicos. [6]

Por todo ello surge la necesidad de utilizar herramientas de análisis matemático en frecuencia, siendo la más antigua la descomposición por series trigonométricas de Fourier (en 1807 Joseph Fourier indica que toda función periódica puede ser expresada como una suma infinita de senos y cosenos de distintas frecuencias).

El análisis de Fourier de una señal temporal permite determinar sus frecuencias, pero a costa de perder la información de tipo temporal sobre la señal, es decir, no dice cuando aparece cada frecuencia. [9]

Si se representa la señal obtenida experimentalmente se obtiene una función que representa el tiempo y la amplitud. Lo que deseamos obtener es un análisis en frecuencia y no temporal, ya que éste es de mayor utilidad.

Como ejemplo podemos ver la representación de una señal senoidal de distintas frecuencias (10, 25, 50 y 100 Hz) en el dominio del tiempo. En la figura 1.28. se puede observar la gráfica amplitud-tiempo de dicha senoide, en la que no es trivial la identificación de las distintas frecuencias que forman la señal.

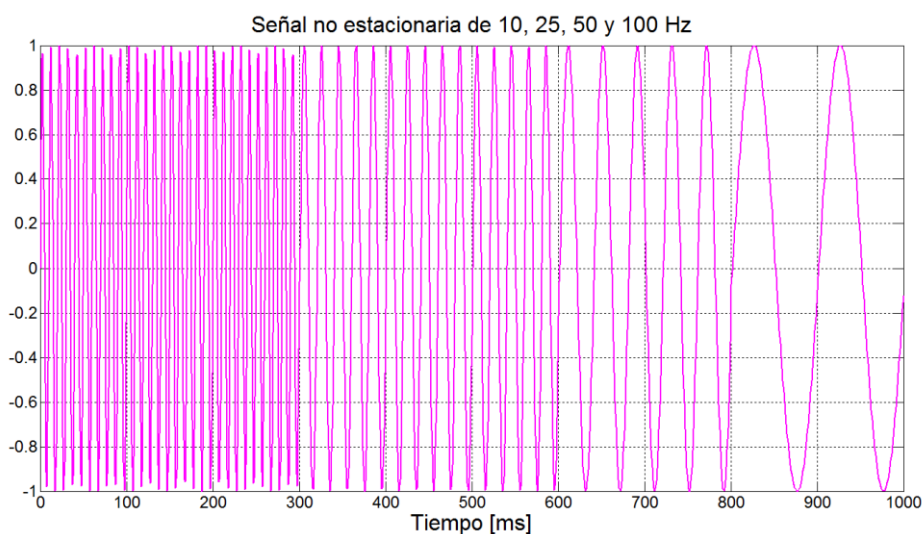


Figura 1.28. Representación Amplitud-Tiempo a frecuencias 10, 25, 50 y 100 Hz

Si a esta misma señal le aplicamos la Transformada de Fourier (figura 1.29.), obtenemos una información más útil al poder visualizar las frecuencias características de nuestra señal.

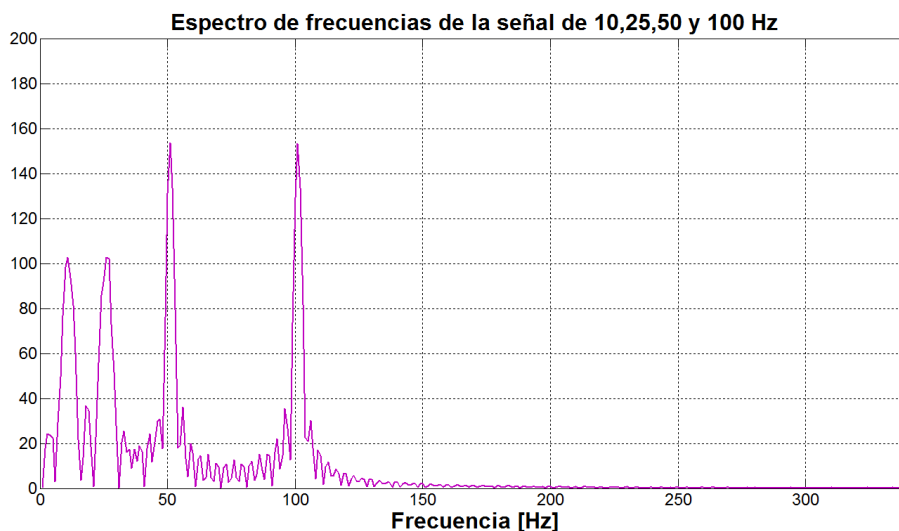


Figura 1.29. Representación del Espectro de Frecuencias 10, 25, 50 y 100 Hz

El fenómeno físico que producen las vibraciones en un sistema mecánico tiene un fuerte carácter aleatorio, ya que engloba tal cantidad de variables no controlables, tanto del sistema mecánico como de la bancada, que es del todo imposible el planteamiento de una ecuación determinista que dé como solución el estado de vibración del sistema. [10]



Las señales aleatorias se pueden clasificar en dos grupos: estacionarias y no estacionarias. Cuando los procesos aleatorios son estacionarios, es posible describir su comportamiento promediando sus propiedades más importantes a partir de un conjunto de funciones muestras. La función elemental será estacionaria si las propiedades que se calculan en un intervalo de tiempo dado no varían notablemente respecto a otro intervalo de tiempo próximo [5]. Una señal no estacionaria es aquella cuyo contenido en la frecuencia varía en el tiempo, es decir, tiene diferentes frecuencias en diferentes intervalos de tiempo, como la representada en el ejemplo.

Al ser la tipología de las señales objeto de estudio de este proyecto de tipo no estacionario, con la Transformada de Fourier seguimos sin obtener toda la información necesaria para su análisis. Todavía no tenemos información sobre el momento en el que se produce cada frecuencia característica.

Cuando la localización en el tiempo de los componentes espectrales sea necesaria, se debe contar con una transformada que nos dé una representación de tiempo-frecuencia. La Transformada Wavelet da la información simultánea en el tiempo y en la frecuencia de la señal.

El proceso que sigue esta transformada es que la señal en el dominio del tiempo se pasa por varios filtros paso-alto y paso-bajo, repitiéndose este proceso al tiempo que una porción de la señal que corresponde a algunas frecuencias se quita de la señal [6].

Si tomamos como ejemplo una señal con frecuencias por encima de 1 KHz, la Transformada Wavelet hace lo siguiente:

- 1) La señal pasa por un filtro paso-bajo y un filtro paso-alto, dividiéndose la señal en dos intervalos de frecuencia: tenemos una señal a 0-500 Hz y otra señal a 500-1 KHz.
- 2) Se toma la señal de frecuencias bajas y se repite la misma operación que en el primer paso. Ahora tenemos la señal dividida en tres tramos de frecuencia: 0-250 Hz, 250-500 Hz y 500-1 KHz.

- 3) Se aplica el mismo procedimiento al intervalo de frecuencias más bajo de los obtenidos anteriormente, obteniendo: 0-125 Hz, 125-250 Hz, 250-500 Hz y 500-1 KHz.
- 4) La operación sigue hasta el nivel de descomposición que queramos alcanzar.

Con este método obtenemos conjuntos de la misma señal con diferentes bandas de frecuencia. De este modo se puede saber qué señales corresponden a cada banda de frecuencia y el tiempo en el que se produce cada frecuencia.

La Transformada Wavelet también nos resuelve el problema de saber qué componente del espectro aparece en un instante de tiempo concreto, al proporcionarnos una resolución variable; se puede decir que la mejor resolución en frecuencia se obtiene del análisis de bajas frecuencias y la mejor resolución en el tiempo se ve con las altas frecuencias.

Esta forma de descomponer una señal es bastante natural: los eventos de baja frecuencia suelen durar en el tiempo, mientras que los eventos de frecuencia alta suelen ser breves [9].

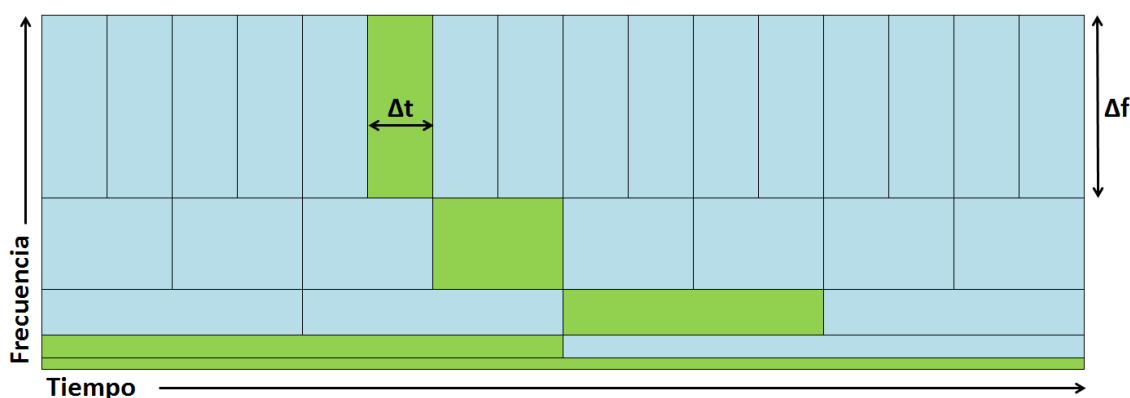


Figura 1.30. Descomposición de una señal en distintos niveles de frecuencia.

Si continuamos con el ejemplo anterior de la señal no estacionaria de 10, 25, 50 y 100 Hz, es posible ver cómo con el análisis mediante Transformada Wavelet se puede detectar el momento exacto en el que la señal cambia.

Primeramente se puede ver con una representación de los coeficientes de la Transformada Wavelet Discreta (figura 1.31.), con un nivel de descomposición 5, y analizados con Wavelet Madre “Daubechies 1”.

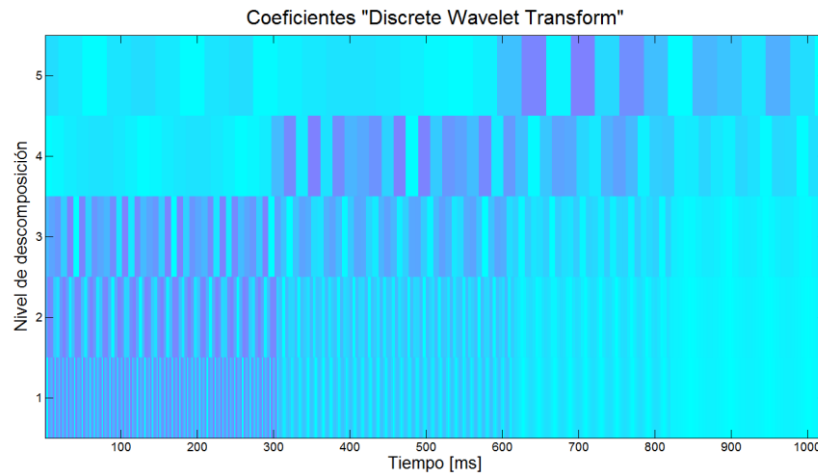


Figura 1.31. Representación del los coeficientes DWT

Del mismo modo, se representan los coeficientes de la Transformada Wavelet Continua de la misma señal en la figura 1.32.

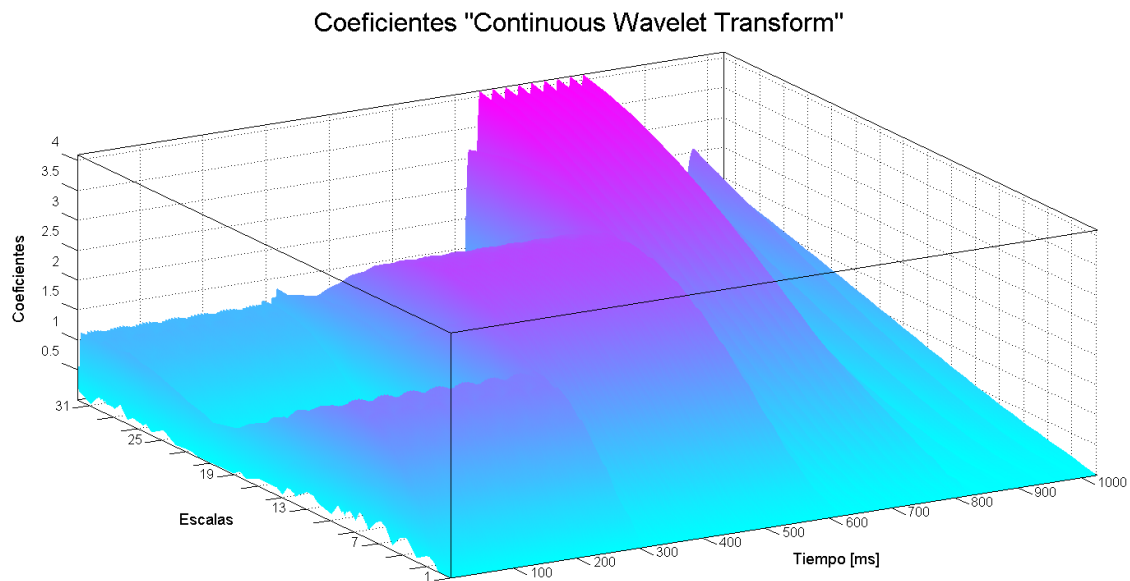


Figura 1.32. Representación del los coeficientes CWT

Se puede concluir que la misma señal que ha sido analizada mediante la Transformada de Fourier y en la que no se puede detectar el instante de cambio en la frecuencia de la señal, sí ha sido posible haciendo uso de la Transformada Wavelet.

4. TRANSFORMADA WAVELET

Wavelets son una herramienta matemática muy útil para analizar series temporales, es decir, cualquier secuencia de observaciones asociadas a un conjunto ordenado de la variable independiente t (la variable t puede asumir cualquier conjunto discreto de valores, como los números enteros, o cualquier conjunto continuo de valores, como todo el eje real). [11]

Wavelets son una manera relativamente nueva de analizar series temporales, pero muchos aspectos de Wavelets son un conjunto de antiguas ideas resumidas con un resultado matemático más aproximado y un eficiente algoritmo de cómputo.

Hay dos formas principales de trabajar con Wavelets. La primera es conocida como la Transformada Wavelet Continua (Continuous Wavelet Transform CWT), que ha sido diseñada para trabajar con series temporales definidas sobre todo el eje real. La segunda es la Transformada Wavelet Discreta (Discrete Wavelet Transform DWT), que se ocupa de series definidas esencialmente en un intervalo de números enteros (por lo general $t = 0, 1, \dots, N - 1$, donde N es el número de valores de la serie temporal).

4.1. TRANSFORMACIONES BÁSICAS DE LA TRANSFORMADA WAVELET:

El análisis de Fourier descompone, mediante sus coeficientes, una señal en senos y cosenos de diferentes frecuencias y amplitudes; de forma similar el análisis Wavelet descompone una señal en una versión desplazada y escalada de otra señal denominada Wavelet Madre. En la figura 1.33. se muestra un ejemplo de descomposición de una señal para cada uno de estos dos tipos de análisis comentados. Escogiendo adecuadamente la Wavelet Madre, se puede descomponer la señal a tratar de manera más apropiada, sin limitarse exclusivamente a las funciones seno o coseno que no siempre se ajustan rápidamente a la forma irregular de la señal tratada. Si se comparan

las Wavelets con las ondas seno, se puede notar que la Wavelet tiene duración definida; además, las Wavelets tienden a ser irregulares y asimétricas, lo que permite mayor adaptabilidad y mejor convergencia a la señal a tratar. De ahí la importancia de seleccionar adecuadamente la Wavelet Madre y no dejar al azar la selección de la misma [12].

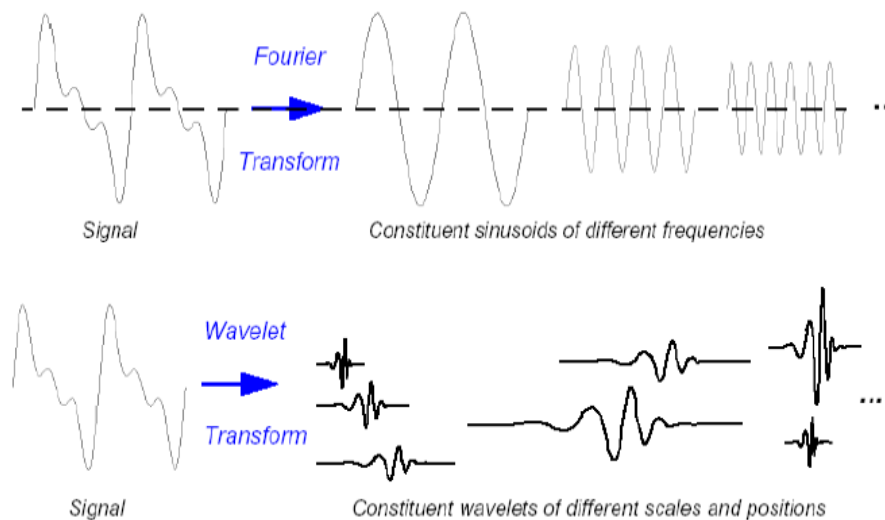


Figura 1.33. Descomposición de una señal mediante FT y WT.

La tabla 1.6. muestra, de manera esquemática, las posibles transformaciones que se dan en las funciones Wavelet Madre para construir las Wavelets:

Traslación	Cambio de escala	Traslación y cambio de escala
$\psi(t - \tau)$	$\frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi \cdot \left(\frac{t}{s}\right)$	$\frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi \cdot \left(\frac{t - \tau}{s}\right)$

Tabla 1.6. Transformaciones Wavelet.

4.1.1. LA ESCALA

El cambio de escala, como una operación matemática, consiste en la compresión o dilatación de la señal. De manera general, grandes escalas corresponden a señales dilatadas, de manera que para una función $f(t)$, si el factor de escala $s > 1$, tendremos una señal expandida. Por otro lado escalas pequeñas ($s < 1$) corresponden a señales comprimidas. Pero a efectos de cálculo de la Transformada Wavelet, el factor de escala se encuentra en el denominador por lo que:

- $s > 1$ implica una compresión de la señal, $\psi(t) \downarrow$.
- $s < 1$ implica una dilatación de la señal, $\psi(t) \uparrow$.

Una de las preguntas más frecuentes es "¿Cómo se puede asignar una escala, para una Wavelet dada y un periodo de muestreo, a un tipo de frecuencia?". La respuesta sólo puede darse en un sentido amplio, y es mejor hablar de la pseudo-frecuencia que corresponde a una escala. Una manera de hacerlo es calcular la frecuencia central, F_c , de la Wavelet y utilizar la siguiente relación:

$$F_s = \frac{F_c}{s \cdot \Delta} \quad [1.17]$$

Donde:

s es la escala.

Δ es el periodo de muestreo.

F_c es la frecuencia central de la Wavelet (Hz).

F_s es la pseudo-frecuencia correspondiente a la escala s (Hz).

La idea es asociar una señal puramente periódica de frecuencia F_c con una Wavelet dada. La figura 1.34. muestra la representación gráfica de la Wavelet con la aproximación basada en su frecuencia central.

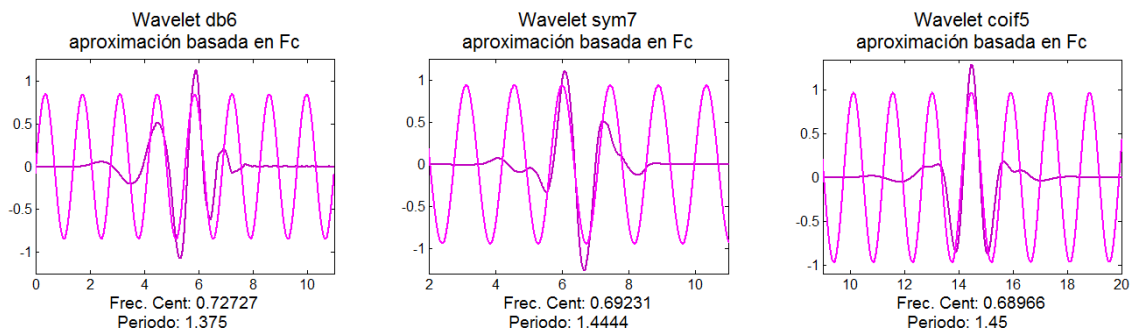


Figura 1.34. Aproximación de una Wavelet basada en su frecuencia central

El siguiente ejemplo (figura 1.35.) demuestra que a partir de una señal, en este caso tomamos la señal estacionaria de frecuencias 100, 50, 25 y 10 Hz de los ejemplos anteriores, podemos obtener una Wavelet cuyas pseudo-frecuencias:

$$[15,55 \ 7,774 \ 3,887 \ 1,555]$$

estén muy cercanas a las frecuencias reales de nuestra señal:

$$[100 \ 50 \ 25 \ 10]/(2 \cdot \pi) \cong [15,92 \ 7,958 \ 3,979 \ 1,592]$$

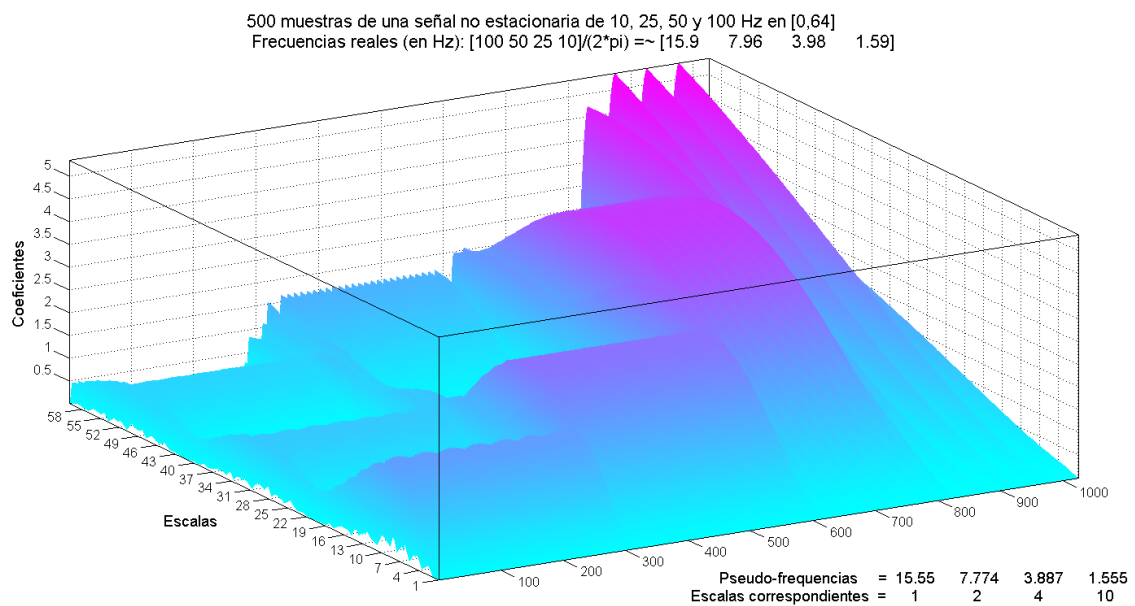


Figura 1.35. Representación de la CWT calculando las pseudo-frecuencias.

En el análisis basado en la Transformada Wavelet Discreta los filtros de análisis son de más interés que las funciones de escala asociadas, como se verá más adelante.

4.1.2. LA TRASLACIÓN:

El término traslación se relaciona con la localización de la ventana a medida que ésta se desplaza a lo largo de la señal. Obviamente, este término corresponde a la información del tiempo en el dominio transformado.

La traslación se realiza sobre el dominio del tiempo, mientras que el escalado se realiza conforme a la dilatación y compresión de ventanas, obteniendo coeficientes de correlación, como puede verse de manera esquemática en la figura 1.36. [13]

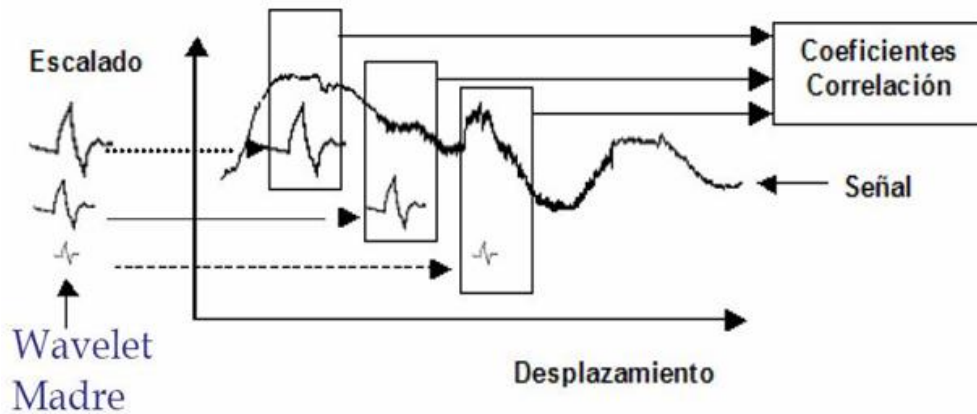


Figura 1.36. Aplicación de escalado y desplazamiento a la WT.

4.2. TRANSFORMADA WAVELET CONTINUA:

De manera muy general, la Transformada Wavelet de una función $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\psi_{s,\tau}(t)$ que forman una base y son llamadas “Wavelets”. La Transformada Wavelet se define como:

$$W_f(s, \tau) = \int f(t) \cdot \psi_{s,\tau}^*(t) \cdot dt \quad [1.18]$$

Las Wavelets surgen de combinar la traslación y el cambio de escala de una misma función Wavelet $\psi(t)$, llamada “Wavelet Madre”. Por tanto, una familia de Wavelets está definida por la ecuación:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi \left(\frac{t - \tau}{s} \right) \quad [1.19]$$

Donde s es el factor de escala, que permite hacer dilataciones y contracciones de la señal, y τ es el factor de traslación, que se encarga de mover la señal en el tiempo.

Las Wavelets $\psi_{s,\tau}(t)$, generadas a partir de la misma función Wavelet Madre $\psi(t)$, tienen diferente escala s y ubicación τ , pero presentan todas la misma forma. Se utilizan siempre factores de escala $s > 0$. Las Wavelets son dilatadas cuando la escala $s < 1$, y son contraídas cuando $s > 1$. Así, cambiando el valor de s , se cubren rangos diferentes de frecuencias. Valores grandes del parámetro s corresponden a frecuencias de mayor rango o una escala grande de $\psi_{s,\tau}(t)$. Valores pequeños de s corresponden a frecuencias de menor rango o a una escala muy pequeña de $\psi_{s,\tau}(t)$ [10].

Las principales familias de Wavelets se muestran en la figura 1.37.

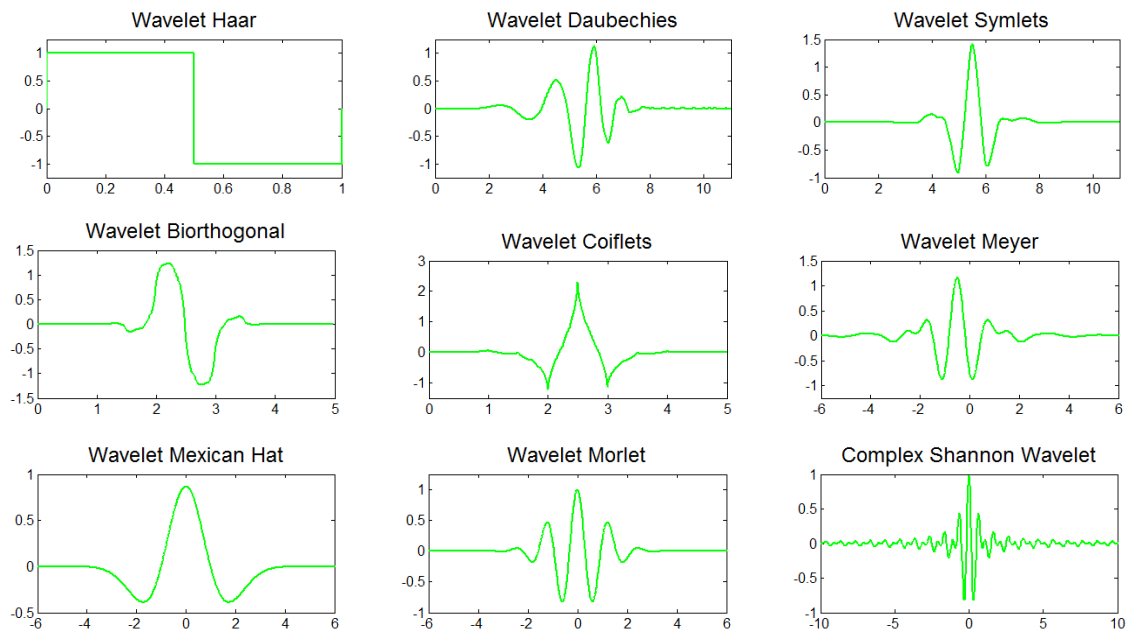


Figura 1.37. Familias de Wavelets Madre más utilizadas

Todas ellas tienen una ecuación específica que las representa. La elección de la Wavelet Madre adecuada a cada análisis, está determinada por las características de la señal y por la naturaleza de la aplicación. Entendiendo las propiedades del análisis con cada familia de Wavelets se puede elegir la Wavelet Madre que optimiza cada análisis.

Las familias de Wavelets varían según una serie de propiedades importantes: [14]

- Soporte de la Wavelet en el tiempo y en la frecuencia y tasa de decaimiento. Las Wavelets compactas en el “tiempo” tienen una extensión infinita en el espacio de “frecuencias”, las que son compactas en el espacio de “frecuencias” se extienden hacia el infinito en el “tiempo”.
- Simetría o asimetría de la Wavelet.
- Número de momentos de desvanecimiento. Wavelets con un incremento en el número de momentos de desvanecimiento dan lugar a una escasa representación para gran número de señales e imágenes.
- Regularidad de la onda. Ondas suaves proporcionan una resolución de frecuencia más nítida. Además, los algoritmos iterativos para la construcción de Wavelet convergen más rápido.
- Existencia de una función de escalado.

4.2.1. TIPOS DE WAVELETS MADRE:

Existen diferentes familias de Wavelets, para las que no existe un criterio definido a la hora de evaluar su calidad, debido a que dicha calidad depende en gran medida de la aplicación y características requeridas.

Estas familias consisten en grupos de funciones con las mismas propiedades y características y que se diferencian entre sí por el número de momentos de desvanecimiento quedando reflejado en el orden de la Transformada Wavelet.

Las familias de Wavelets Madre se clasifican en diferentes tipos:

Tipo 1: Wavelets ortogonales.

Tipo 2: Wavelets biortogonales.

Tipo 3: Wavelets con función de escalado.

Tipo 4: Wavelets sin función de escalado.

Tipo 5: Wavelets complejas.

En este capítulo se van a desarrollar las más usuales. En el Anexo I se incluye una relación de las Wavelets más utilizadas, representadas en todos sus órdenes con su función de escalado y los filtros de descomposición y reconstrucción correspondientes, además de una tabla con sus propiedades principales.

WAVELET HAAR:

La Wavelet de Haar es la primera Wavelet conocida, propuesta por Alfred Haar en 1909. Se trata de un caso especial de Daubechies, la más simple posible, también conocida como Daubechies 1. El mayor inconveniente de esta Wavelet es que no se trata de una función continua y por tanto, no es derivable.



Alfred Haar

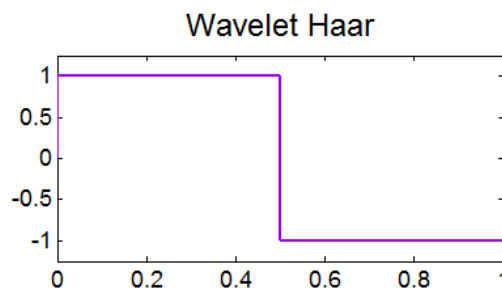


Figura 1.38. Wavelet Haar.

Las funciones de Haar $\psi(t)$ (figura 1.38.) pueden ser descritas como:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & t \notin [0,1] \end{cases} \quad [1.20]$$

WAVELET DAUBECHIES:

Las Wavelets de Daubechies, descubiertas por Ingrid Daubechies, son una familia de Wavelets ortogonales que se caracterizan por un número máximo de momentos de desvanecimiento.



Ingrid Daubechies

Generalmente las Daubechies se eligen para que tengan el mayor número de momentos de desvanecimiento. Si N es el número de orden de la Wavelet, la longitud de la ventana es de $(2N - 1)$. En la figura 1.39. se muestra la Wavelet Daubechies en sus diferentes órdenes.

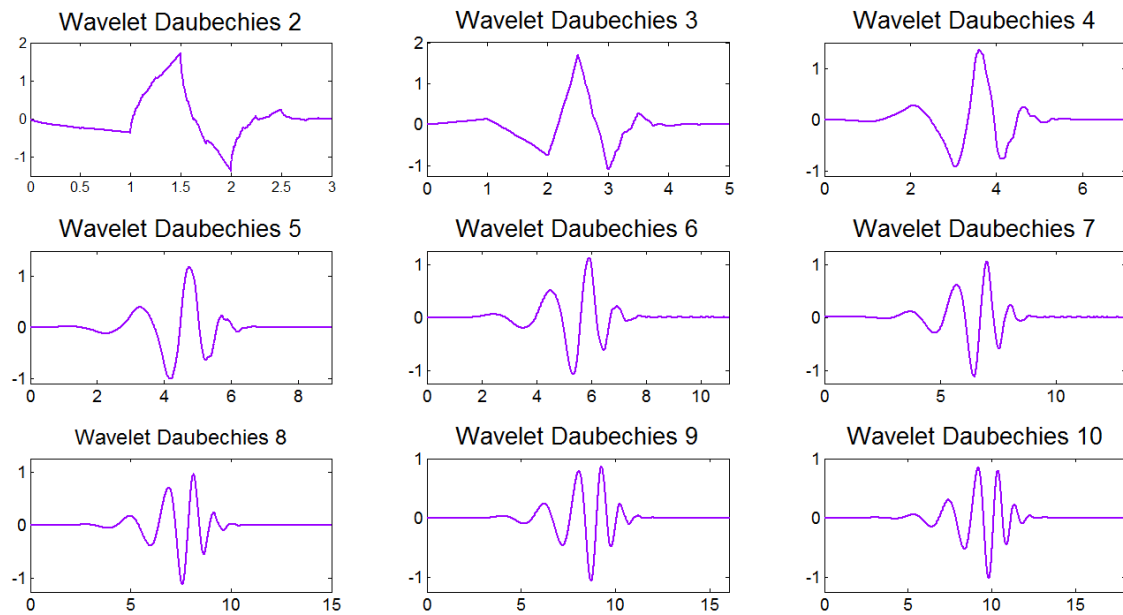


Figura 1.39. Wavelet Daubechies.

WAVELET SYMLETS:

Las Symlets son Wavelets casi simétricas propuestas por Daubechies como modificación de la familia de Wavelets Daubechies.

Todas cumplen las condiciones de ortogonalidad y biortogonalidad, y permiten realizar las transformadas continua y discreta. Al igual que en la familia de Daubechies, $(2N - 1)$ representa la anchura de la ventana, donde N se refiere al número de desvanecimientos.

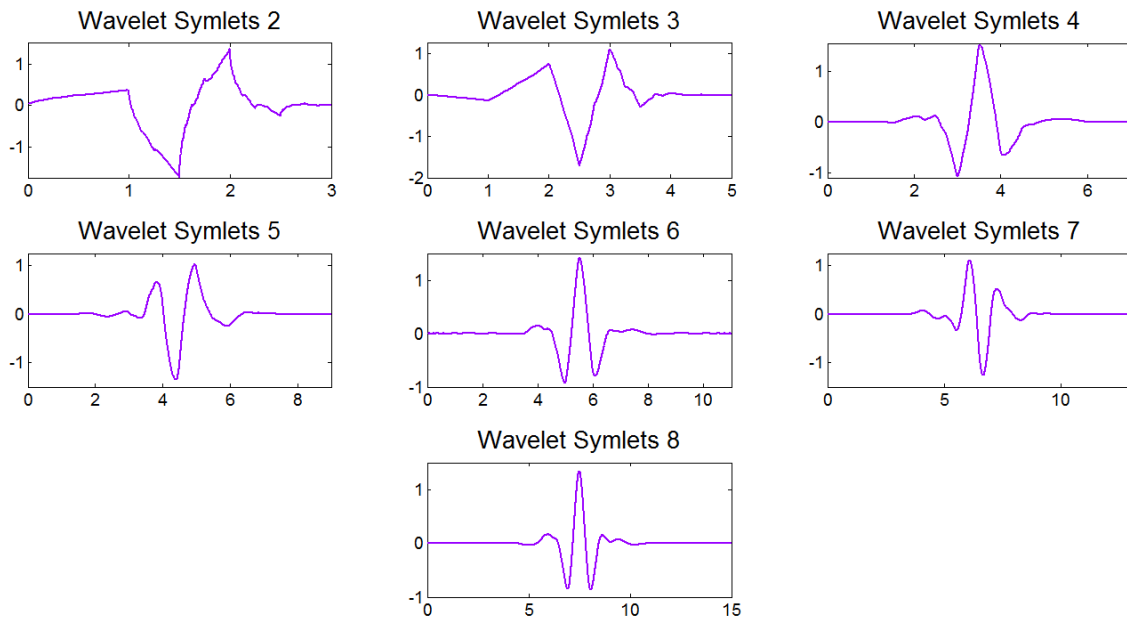


Figura 1.40. Wavelet Symlets.

WAVELETS BIORTOGONALES:

Una Wavelet biortogonal es una Wavelet donde la Transformada Wavelet asociada es invertible, pero no necesariamente ortogonal. El diseño de ondas biortogonales permite más grados de libertad que las Wavelets ortogonales. Un grado de libertad adicional es la posibilidad de construir funciones simétricas Wavelet.

En el caso de las Wavelets biortogonales hay dos funciones de escala, que pueden generar diferentes análisis multirresolución, y en consecuencia dos funciones diferentes Wavelets. Así que los M y N números de coeficientes en las secuencias de escala pueden ser diferentes. Diferentes Wavelets biortogonales se muestran en las figuras 1.41., 1.42., 1.43. y 1.44. según sus valores de M y N .

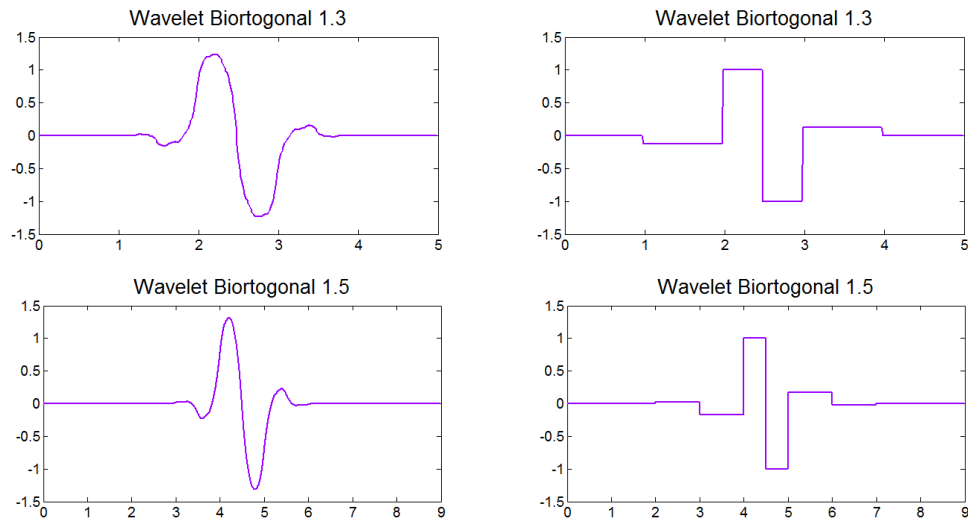


Figura 1.41. Wavelets Biortogonales de índice 1.

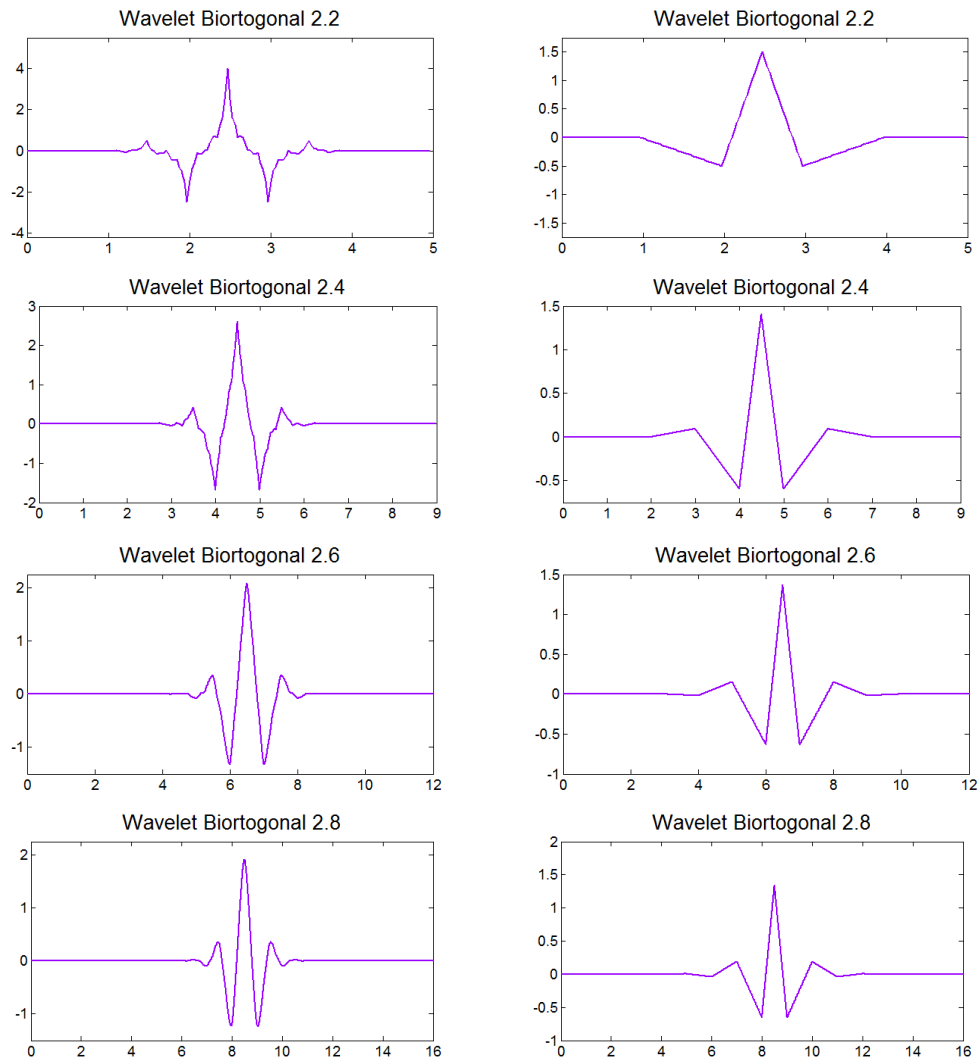


Figura 1.42. Wavelets Biortogonales de índice 2.

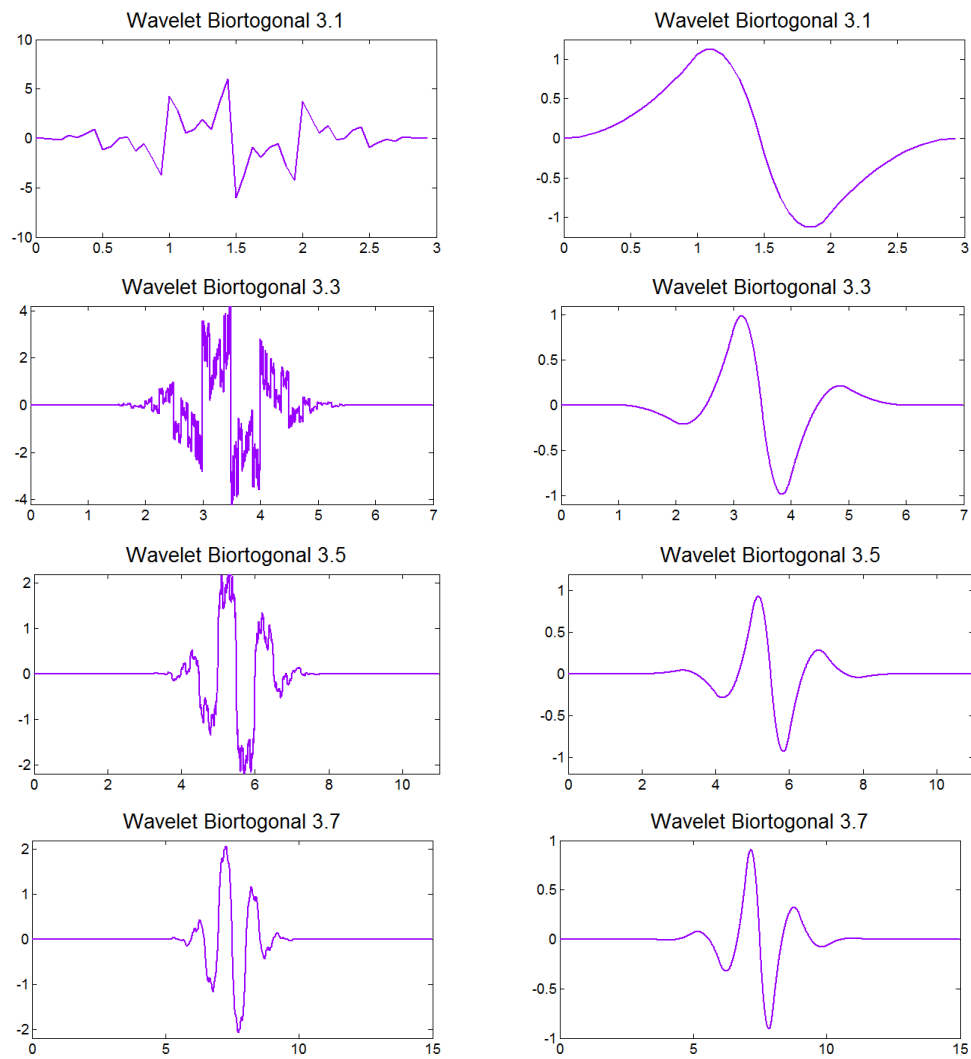
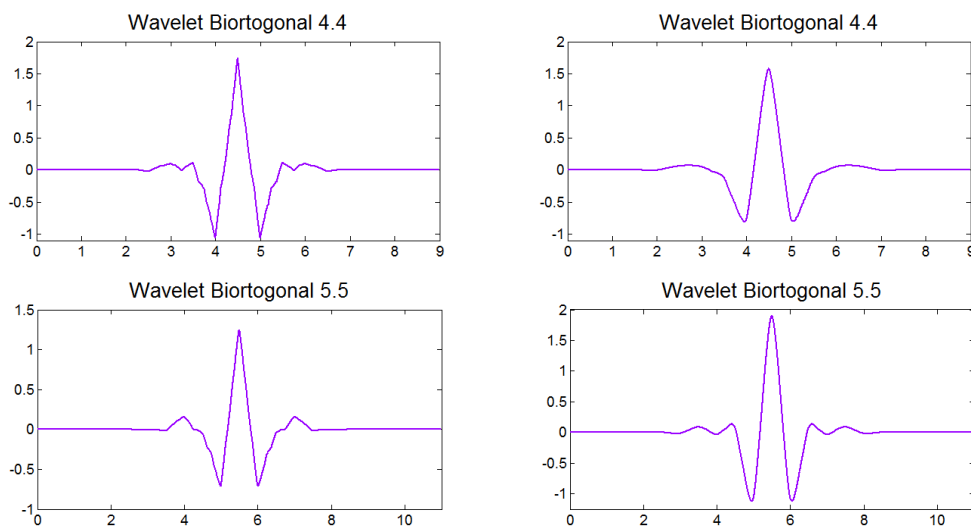


Figura 1.43. Wavelets Biortogonales de índice 3.



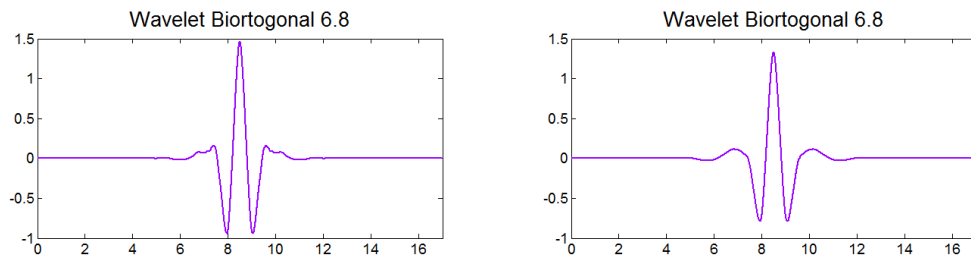


Figura 1.44. Principales Wavelets Biortogonales de índices 4, 5 y 6.

WAVELETS COIFLETS:

Las Coiflets son Wavelets diseñadas por Ingrid Daubechies, a petición de Ronald Coifman. Se caracterizan por ser casi simétricas, tienen $\frac{N}{3}$ momentos de desvanecimiento y sus funciones de escala tienen $\frac{N}{3} - 1$.



Ronald Coifman

Tanto la función de escala (filtro paso-bajo) como la función Wavelet (filtro paso-alto) deben ser normalizados por un factor $\frac{1}{\sqrt{2}}$.

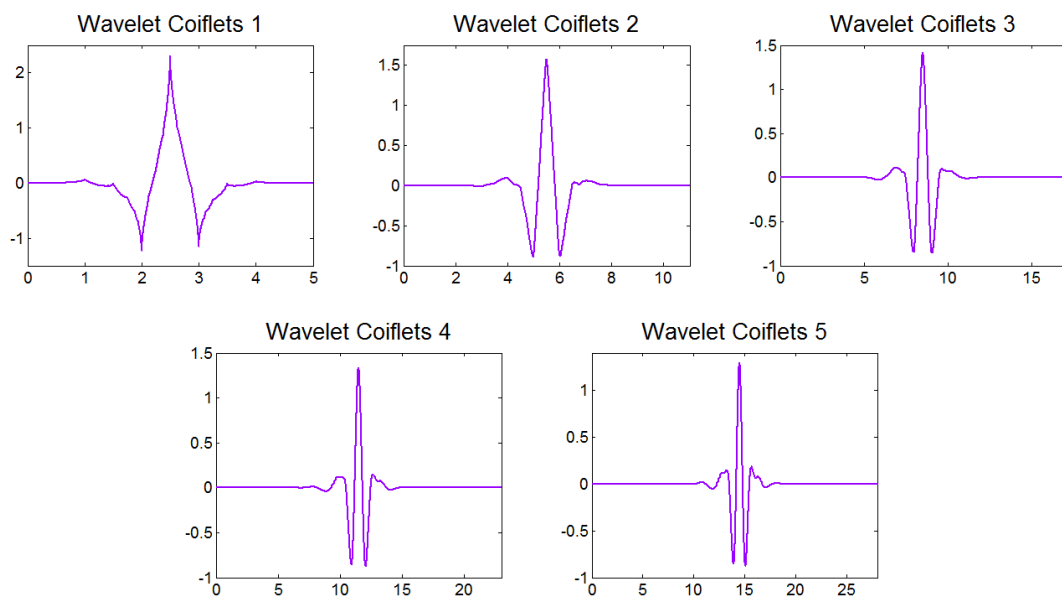


Figura 1.45. Wavelets Coiflets.

WAVELET MEYER:

La Wavelet Meyer está definida en el dominio de la frecuencia, como:

$$\psi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{\frac{-1}{2}} \cdot e^{\frac{i\omega}{2}} \cdot \text{sen}\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3\pi}{2} |\omega| - 1\right)\right) \rightarrow \left(\frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3}\right) \\ (2\pi)^{\frac{-1}{2}} \cdot e^{\frac{i\omega}{2}} \cdot \text{sen}\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3\pi}{4} |\omega| - 1\right)\right) \rightarrow \left(\frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3}\right) \\ 0 \rightarrow |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right] \end{cases} \quad [1.21]$$

Donde:

$$v(a) = a^4(35 - 84a + 70a^2 - 20a^3) \quad a \in [0,1] \quad [1.22]$$

Cambiando la función auxiliar, se pueden conseguir una familia de diferentes Wavelets.

La función ψ no tiene soporte compacto, pero ψ decrece a cero cuando t tiende a infinito más rápido que cualquier polinomio inverso. Esta Wavelet es infinitamente derivable.

Aunque la Wavelet Meyer no tiene soporte compacto, existe una buena aproximación mediante filtros FIR que se pueden usar en la DWT.

En la figura 1.46. se puede ver un ejemplo de Wavelet Meyer.

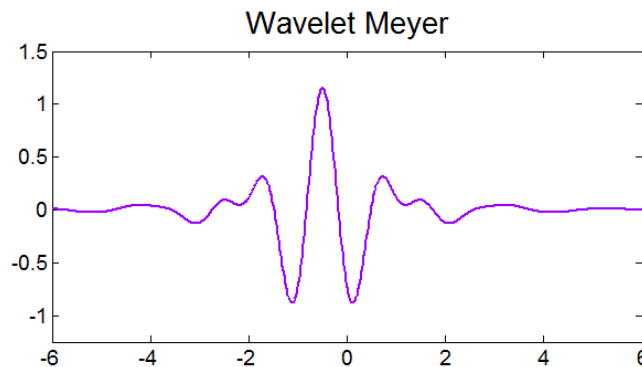


Figura 1.46. Wavelet Meyer.

MEXICAN HAT:

En matemáticas y análisis numérico, se trata de la segunda derivada de una función Gaussiana:

$$\psi(t) = \frac{2}{\sqrt{3}\sigma\pi^{\frac{1}{4}}}\left(1 - \frac{t^2}{\sigma^2}\right)e^{\frac{-t^2}{2\sigma^2}} \quad [1.22]$$

Es un caso especial de la familia de las Wavelets continuas (Wavelets utilizadas en la Transformada Wavelet Continua) conocidas como Wavelets Hermíticas.

La generalización multidimensional de esta Wavelet se llama laplaciano de la función de Gauss. En la práctica, esta Wavelet a veces se aproxima por la diferencia de la función gaussiana, ya que es separable y por lo tanto puede ahorrar tiempo de cálculo de manera considerable en dos o más dimensiones.

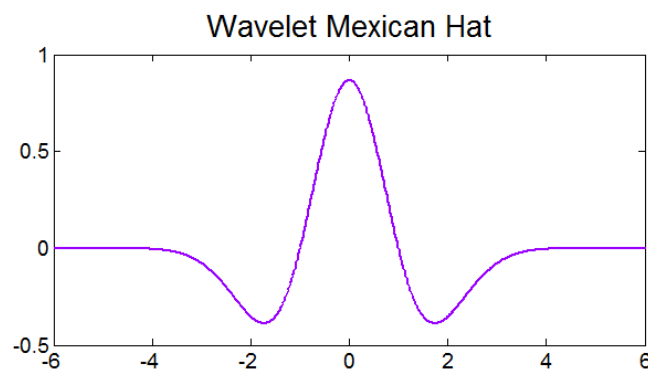


Figura 1.47. Wavelet Mexican Hat.

MORLET:

En matemáticas, la Wavelet Morlet (o Wavelet Gabor) es una Wavelet compuesta por un exponente complejo multiplicado por una ventana Gaussiana. Esta Wavelet está estrechamente relacionada con la percepción humana, tanto en la audición como en la visión.

En 1946, el físico Dennis Gabor, aplicó las ideas de la física cuántica, introduciendo el uso de la ventana Gaussiana sinusoidal para la descomposición tiempo-frecuencia.



Dennis Gabor

Su expresión se puede reducir a la siguiente fórmula:

$$\psi(t) = C \cdot e^{\frac{-x}{2}} \cos(\omega_0 t) \quad [1.23]$$

Donde C es una constante que se utiliza para la normalización de la gráfica y ω_0 es la frecuencia base.

Existen dos versiones de esta Wavelet: real y compleja. Estas dos versiones se pueden observar en la figura 1.48.

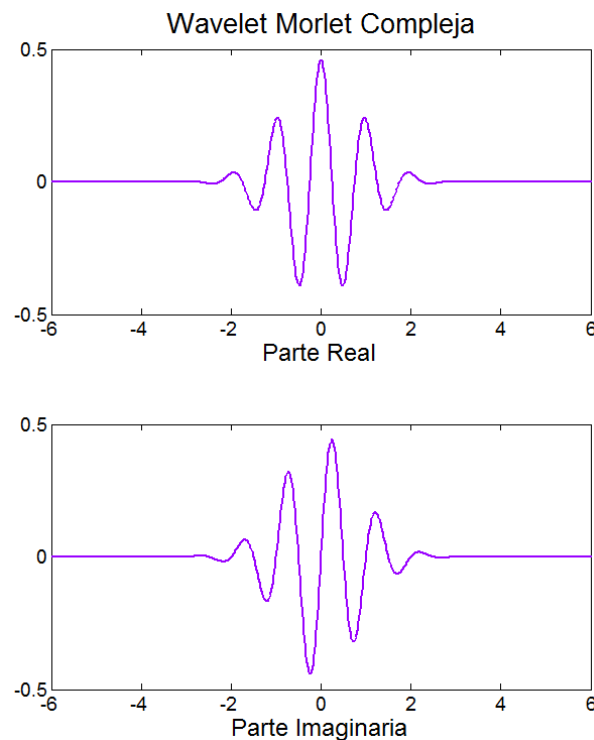


Figura 1.48. Wavelet Morlet Compleja.

4.3. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

En este apartado se va a realizar una breve descripción de la Transformada Wavelet Discreta (Discrete Wavelet Transform, DWT), herramienta básica necesaria para el estudio de series temporales vía Wavelet, jugando un papel análogo al de la Transformada Discreta de Fourier en el análisis espectral [11].

La Transformada Wavelet se define:

$$W(s, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) \cdot w(t) \quad [1.24]$$

La Transformada Wavelet Discreta tiene grandes ventajas por su eficacia computacional y debido a que a mayor parte de las veces se trabaja con señales de datos discretos.

Para discretizar la transformada se suele tomar la rejilla diádica, es decir, tomar $s = 2^i$:

$$W(2^i, \tau) = \frac{1}{\sqrt{2^i}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi^* \left(\frac{t - \tau}{2^i} \right) \cdot w(t) \quad [1.25]$$

Cada i se denomina octava o escala. Consiste en cada uno de los niveles en los que se descompone la señal. Las escalas bajas tienen en cuenta las frecuencias bajas y las escalas altas, las frecuencias mayores [9].

El método más habitual de procesar señales haciendo uso de Wavelets ortonormales es utilizar el procedimiento de diezmado de la señal. Este proceso consiste en descomponer la señal en un número de coeficientes proporcional a la escala analizada. De este modo, al tener diferente número de coeficientes en cada escala, se ve que frecuencias menores de la señal requieren menor número de coeficientes para ser representadas. Una Transformada Wavelet diezmada es:

$$W(2^i, 2^i \cdot n) = \frac{1}{\sqrt{2^i}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \psi^* \left(\frac{t}{2^i} - n \right) \cdot w(t) \cdot dt \quad [1.26]$$

El siguiente paso es la discretización de la Transformada Wavelet diezmada:

$$\widehat{W}(2^i, 2^i \cdot n) = \frac{1}{\sqrt{2^i}} \cdot \sum_k \psi^* \left(\frac{k}{2^i} - n \right) \cdot w(k) \quad [1.27]$$

Teniendo en cuenta las funciones de las Wavelets Madre asociadas a una familia de Wavelets obtenidas mediante expansiones y traslaciones:

$$\psi_n^i(t) = \frac{1}{\sqrt{2^i}} \cdot \psi \left(\frac{t}{2^i} - n \right) \quad [1.28]$$

La Transformada Wavelet Discreta diezmada queda:

$$\widehat{W}(2^i, 2^i \cdot n) = \sum_k \psi_n^{i*}(k) \cdot w(k) \quad [1.29]$$

Cualquier Transformada Wavelet posee dos series de coeficientes (filtros) que caracterizan a cada familia de Wavelets: Una función de escala madre y una Wavelet Madre.

Función de escala madre:

$$\phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} \sqrt{2} \cdot h_k \cdot \phi(2t - k) \quad [1.30]$$

Donde $k = 0, 1, \dots, N - 1$ toma valores discretos, y t es una variable continua.

A partir de cada función madre se puede derivar de manera similar a su familia asociada de funciones de escala:

$$\phi_n^i(t) \equiv \frac{1}{\sqrt{2^i}} \cdot \phi \left(\frac{t}{2^i} - n \right) \quad [1.31]$$

Partiendo de una función inicial e integrando obtenemos $\phi(t)$ para unos coeficientes h_k dados.

El último paso es construir la Wavelet a partir de la función de escala madre:

$$\psi(t) \equiv \sum_{k=0}^{N-1} \sqrt{2} \cdot g_k \cdot \phi(2t - k) \quad [1.32]$$

Son los coeficientes h_k y g_k (filtro paso-bajo y filtro paso-alto) los que definen la función de escala madre y la Wavelet. Como se ha visto anteriormente, normalmente los filtros discretos son más importantes que las funciones de escala.

4.4. ANÁLISIS MULTIRRESOLUCIÓN:

Según Mallat (1989), una manera de implementar la DWT es con filtros, una caja a la que entra una señal y de la que salen coeficientes.



Stéphane Mallat

El Análisis Multirresolución (MRA), y mediante Paquetes Wavelet (Wavelet Packet Transform, WPT), es una extensión de la Transformada Wavelet Discreta, donde se procesa una señal a diferentes bandas de frecuencia y con diferentes resoluciones, al descomponer la señal en una información de aproximación y otra de detalle con filtros recursivos. La principal diferencia entre ambos métodos consiste en que mientras el análisis MRA se continúa descomponiendo solo la aproximación, perdiendo la información del detalle y detalles de aproximación, en Paquetes Wavelet se descomponen continuamente tanto detalle como aproximación. El primer paso de la descomposición de una señal discreta en ambos métodos, consiste en la aplicación de dos filtros de media banda, con un ancho de banda determinado y un número de muestras N , el primero de paso alto con respuesta de impulso g , y el segundo de paso bajo con respuesta de impulso h . Tras el proceso de filtrado, se obtiene el mismo número de muestras en las dos señales resultantes, aunque con la mitad de banda de frecuencia [13].

ESCALA 0:

$$f(t) = \left[\sum_{i=0}^7 s_i^{[0]} \cdot \phi_i^{[0]}(t) \right] \quad [1.33]$$



ESCALA 1:

$$f(t) = \sum_{i=0}^3 d_i^{[1]} \cdot \psi_i^{[1]}(t) + \left[\sum_{i=0}^3 s_i^{[1]} \cdot \phi_i^{[1]}(t) \right] \quad [1.34]$$



ESCALA 2:

$$f(t) = \sum_{i=0}^3 d_i^{[1]} \cdot \psi_i^{[1]}(t) + \sum_{i=0}^1 d_i^{[2]} \cdot \psi_i^{[2]}(t) + \left[\sum_{i=0}^1 s_i^{[2]} \cdot \phi_i^{[2]}(t) \right] \quad [1.35]$$



ESCALA 3:

$$f(t) = \sum_{i=0}^3 d_i^{[1]} \cdot \psi_i^{[1]}(t) + \sum_{i=0}^1 d_i^{[2]} \cdot \psi_i^{[2]}(t) + d_0^{[3]} \cdot \psi_0^{[3]}(t) + s_0^{[3]} \cdot \phi_0^{[3]}(t) \quad [1.36]$$

Donde:

$$s_i^{[j]} = \sum_{k=2i}^{2i+L-1} h(k-2i) \cdot s_k^{[j-1]} \quad [1.37]$$

$$d_i^{[j]} = \sum_{k=2i}^{2i+L-1} g(k-2i) \cdot s_k^{[j-1]} \quad [1.38]$$

Una manera más esquemática de representar el proceso se muestra en la figura 1.49. donde $X[n]$ es la señal que se quiere analizar, donde la salida del filtro paso bajo ($h[n]$) se representa por Ac , y la salida del filtro paso alto ($g[n]$) se representa por Dc . El término k representa el nivel de descomposición. Ambas salidas determinan los Coeficientes de la Descomposición Wavelet, para cada nivel de análisis.

Para alcanzar niveles superiores de descomposición, se repite el procedimiento de filtrado y submuestreo para la señal de salida del filtro paso bajo. Para cada nivel superior corresponde la mitad de muestras anterior.

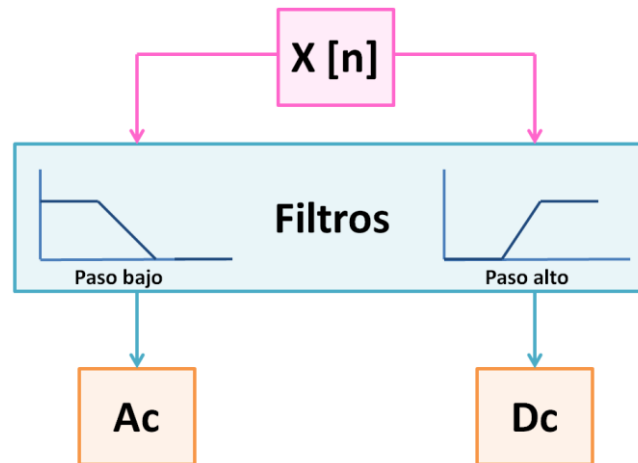


Figura 1.49. Aplicación de filtros a la descomposición.

Donde:

$$Ac[k] = \sum_n X[n] \cdot h[2k - n] \quad [1.39]$$

$$Dc[k] = \sum_n X[n] \cdot g[2k - n] \quad [1.40]$$

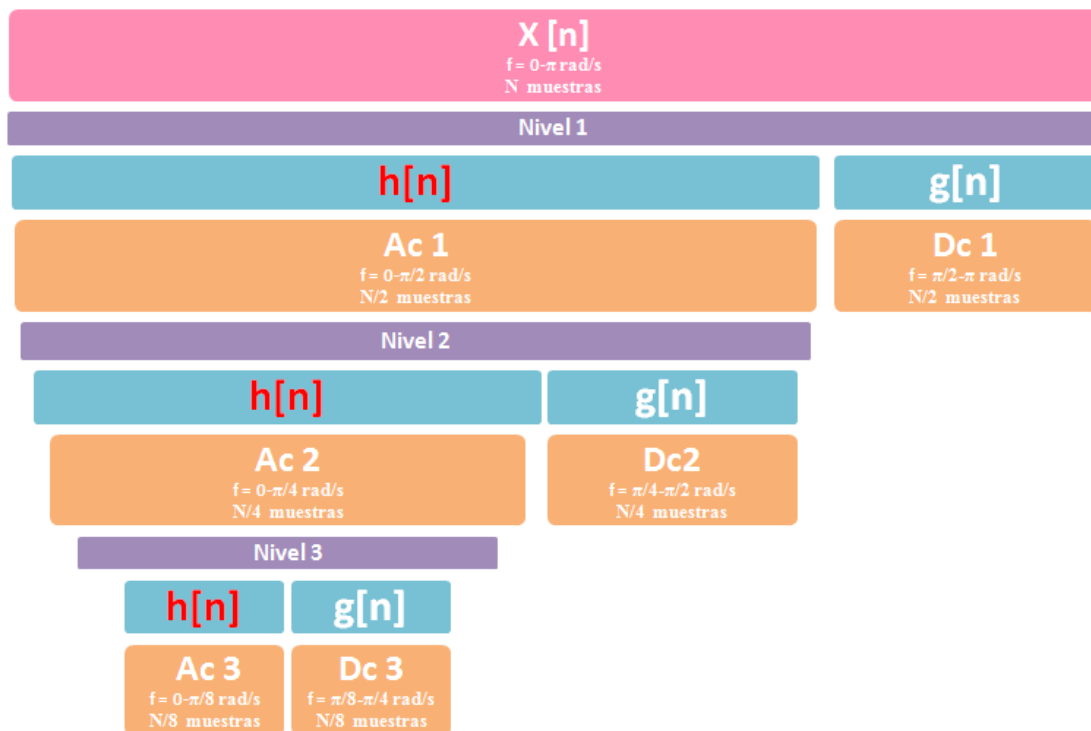


Figura 1.50. Esquema de la Descomposición Wavelet.

4.5. TRANSFORMADA EN PAQUETES WAVELET

La Transformada Wavelet Discreta (DWT) esencialmente descompone series temporales X en coeficientes, que pueden ser asociados con diferentes escalas y tiempos. Los coeficientes Wavelet, para una escala dada $\tau_j \equiv 2^{j-1}$, nos muestran cómo localizar la variación de las medias ponderadas de X de un periodo promedio al siguiente. La escala τ_j nos da el ancho efectivo en el tiempo de las medias ponderadas. Debido a que la DWT se puede formular en términos de filtros, podemos relacionar la escala para ciertas bandas de frecuencia. El filtro equivalente que produce los coeficientes Wavelets para escala τ_j , es un filtro paso-banda con un paso de banda aproximado dado por $\left[\frac{1}{2^{j+1}}, \frac{1}{2^j}\right]$. Por ejemplo, para tamaño $N = 2^J$, el coeficiente Wavelet $N - 1$ constituye una descomposición de la banda de octava del intervalo de frecuencia $\left[\frac{1}{2^{J+1}}, \frac{1}{2}\right]$, mientras que el coeficiente de escala está asociado con el intervalo $\left[0, \frac{1}{2^{J+1}}\right]$. Tomado como un todo, los coeficientes de la DWT descomponen el intervalo de frecuencia $\left[0, \frac{1}{2}\right]$ en intervalos individuales adyacentes. [11]

La Transformada en Paquetes Wavelet Discreta (DWPT) puede ser considerada como cualquier transformada ortonormal, que puede ser fácilmente calculada utilizando una modificación muy simple del algoritmo piramidal de la DWT. Cada DWPT está asociada con un nivel j , y el j –ésimo nivel DWPT descompone el intervalo de frecuencia $\left[0, \frac{1}{2}\right]$ en 2^j intervalos iguales e individuales. Porque el $(J - 1)$ –ésimo nivel de descomposición divide $\left[0, \frac{1}{2}\right]$ en $\frac{N}{2} = 2^{J-1}$ intervalos iguales, hay una DWPT que imita la descomposición de $\left[0, \frac{1}{2}\right]$ dada por la Transformada Discreta de Fourier (DFT). Cuando $j = 1, \dots, J - 1$, la DWPT resultante puede llamarse descomposición tiempo-frecuencia porque cada coeficiente de la DWPT puede estar localizado en una banda de frecuencias particular o en un intervalo particular de tiempo.

La ventaja que presenta el análisis mediante paquetes Wavelet frente al MRA es que, el MRA presenta pérdida de información al no descomponer los coeficientes de detalle y sólo descomponer los coeficientes de aproximación.

El método de descomposición en WPT es muy similar, solo que la información de detalle también genera información en niveles posteriores de descomposición, como puede apreciarse en la figura 1.51.

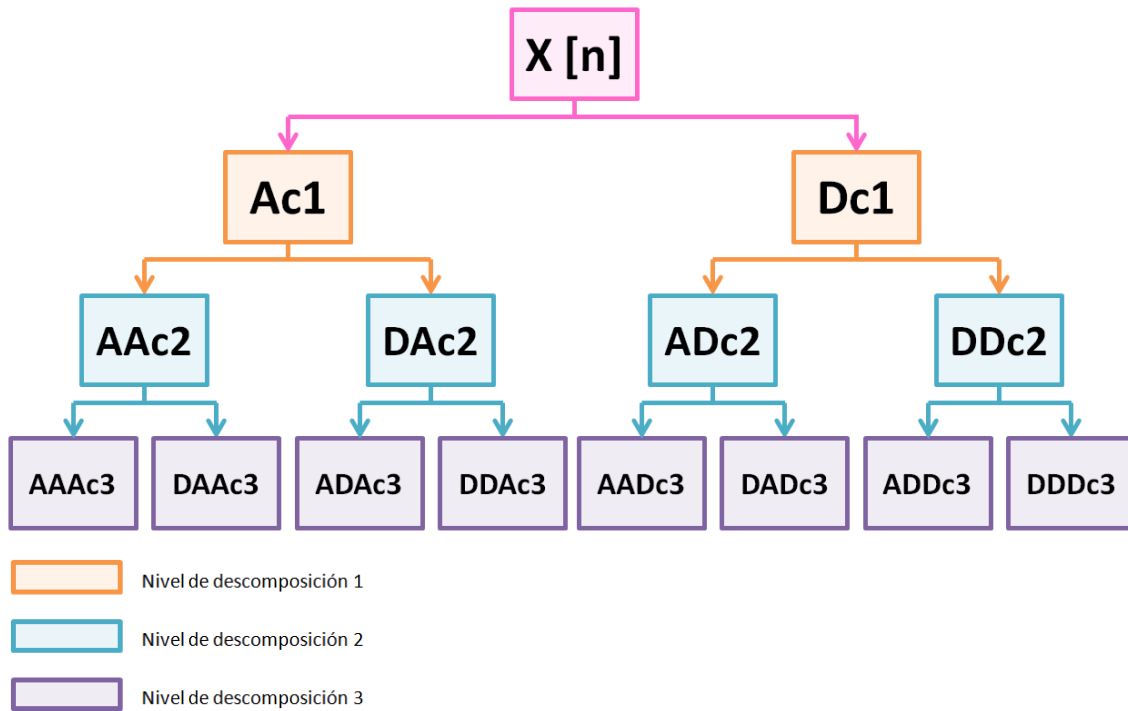


Figura 1.51. Diagrama de descomposición por Paquetes Wavelet.

Las ecuaciones de descomposición por Paquetes Wavelet son iguales a las del MRA, pero la existencia de distintos coeficientes de aproximación y de detalle, puede hacer que la nomenclatura resulte más compleja.

Para el caso de los Paquetes Wavelet el total del ancho de banda de la señal está repartido en un mayor número de coeficientes, y la reconstrucción se puede representar mediante la ecuación 1.41., donde sólo se introduce información del último nivel de descomposición [15].

$$X[n] = \sum_k Dc[k] \cdot g(2k - n) + \sum_k Ac[k] \cdot h(2k - n) \quad [1.41]$$

El análisis que se realiza en este proyecto se basa en el cálculo de la energía de cada paquete, que se supone será diferente para cada una de las condiciones de ensayo:

- ▶ Eje sano (0% de defecto):
 - Velocidad de giro del eje: 20 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 40 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 60 Hz.

- ▶ 33% de defecto:
 - Velocidad de giro del eje: 20 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 40 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 60 Hz.

- ▶ 66% de defecto:
 - Velocidad de giro del eje: 20 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 40 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 60 Hz.

- ▶ 100% de defecto:
 - Velocidad de giro del eje: 20 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 40 Hz.
 - Velocidad de giro del eje: 60 Hz.

Esta diferencia se basa en que al aparecer un tipo determinado de defecto, aparecerán las frecuencias que lleva asociadas dicho defecto. Las frecuencias de defecto estarán en alguno de los paquetes de energía haciendo que éstos tengan un valor superior a otros tipos de defecto que tengan frecuencias distintas no presentes en este paquete [15].

4.5.1. ENERGÍA RELATIVA DE LA WAVELET:

El concepto de energía, utilizado en el análisis en Paquetes Wavelet, está estrechamente ligado a las conocidas nociones derivadas de la Teoría de Fourier. Como paso previo al cálculo de la energía se debe seleccionar la Wavelet Madre $\psi(t)$ y el nivel de descomposición N . La energía de los diferentes niveles de descomposición, desde 1 hasta N , es la energía de los coeficientes $d_{j,k}$, y, la energía de los coeficientes de escala C_k utilizados para la reconstrucción está definida como la energía en el nivel de descomposición $N + 1$. De esta manera, la energía para cada nivel de descomposición se define como [16]:

$$E_j = \sum_k |d_{j,k}|^2 \quad j = 1, \dots, N \quad [1.42]$$

$$E_{N+1} = \sum_k |C_k|^2 \quad [1.43]$$

La energía total se calcula como la suma de todas las energías resultantes de cada nivel de descomposición según:

$$E_{total} = \sum_{j=1}^{N+1} E_j \quad [1.44]$$

En el análisis desarrollado en este proyecto se hace uso de la energía relativa de cada nivel de descomposición respecto a la energía total de la señal en tanto por ciento, para poder comparar unos niveles con otros. De este modo, la energía que se va a representar para cada paquete será:

$$\rho_j = \frac{E_j}{E_{total}} \cdot 100 \quad j = 1, \dots, N + 1 \quad [1.45]$$

Donde:

$$\sum_j \rho_j = 100 \quad [1.46]$$

CAPÍTULO 2



Sistema experimental

1. INTRODUCCIÓN

Desde hace unos cien años se vienen haciendo sistemáticamente medidas de vibraciones en los sistemas mecánicos. A partir de la II Guerra Mundial se ha dado un gran impulso al desarrollo de las técnicas modernas de test de vibraciones. Uno de los sectores que más ha contribuido al desarrollo de dichas técnicas ha sido el sector aeronáutico: los equipos usados debían funcionar en unas condiciones de vibraciones elevadas, y se debían detectar posibles fallos por fatiga en las estructuras [6].

Para la realización de los test de vibraciones se requiere de un equipo adecuado que permita la excitación mecánica del sistema. Este dispositivo se denomina excitador o mesa de vibraciones.

Los ensayos realizados en laboratorio se llevaron a cabo con una máquina de ensayos “Rotokit”. El Rotokit permite ensayar diferentes piezas rotatorias como ejes o rodamientos a pequeña escala. En el caso de estudio de este proyecto se hicieron pruebas con diferentes ejes de ferrocarril a escala 1:8, tomando medidas a diferentes velocidades (20, 40 y 60 Hz) y con diferentes tamaños de defecto (eje sano 0%, 33%, 66% y 100% del radio).

El objetivo último de la parte experimental es la recopilación de los datos necesarios (población de datos suficientemente grande) que permita realizar un estudio con el que se puedan sacar conclusiones fiables sobre el comportamiento vibracional de ejes fisurados para la identificación de defectos, tanto en su existencia como en el grado de defecto.

El Rotokit, fabricado por la empresa SpectraQuest Inc., permite realizar los ensayos a distintas velocidades de rotación controladas de forma manual o bien, programar diferentes tipos de rampas controladas de manera automática. Esto último permite

simular el comportamiento del elemento de estudio, bien sea un eje o bien un rodamiento, ante un arranque como el que tendría lugar en cualquier máquina a la que estuviese destinado el elemento en cuestión [12].



Figura 2.1. Rotokit

2. EQUIPO EXPERIMENTAL

2.1. MOTOR

El Rotokit monta un motor de la marca Marathon (figura 2.2.). Este motor está diseñado para una amplia gama de aplicaciones industriales y comerciales de uso general tales como reductores, bombas, máquinas herramientas, ventiladores, sopladores, etc. Puede ser utilizado en ambientes húmedos, con polvo o suciedad.



Figura 2.2. Motor Marathon 56T34F5301 J.

Características:

- Potencia: 246 W.
- Velocidad: 3600 rpm.
- Rendimiento: 62%.
- Peso: 10 kg.
- Par variable, par constante en el rango de velocidad 10:1.
- Aislamiento de clase F.
- Factor de servicio 1.15 de onda sinusoidal.
- Robusta estructura de acero.
- Atornillado sobre base rígida desmontable.
- Apto para montaje horizontal o vertical.
- Frecuencia nominal 60/50 Hz, 190/380 o 380 voltios.

2.2. VARIADOR DE FRECUENCIA:

El motor del Rotokit está controlado por un variador de frecuencia con el que se puede regular la velocidad de giro del eje para llevar un mejor control de la velocidad de los ensayos. Se trata de un variador de frecuencia Delta VFD 007S21B como el que se muestra en la figura 2.3.



Figura 2.3. Variador de frecuencia Delta VFD 007S21B.

Las principales características de funcionamiento se muestran en la tabla 2.1.:

Salida máxima aplicable para el motor (kW)		0,75
Características de salida	Capacidad de salida nominal (kVA)	1,6
	Corriente de salida nominal (A)	4,2
	Tensión máxima de salida (V)	3 fases proporcional al voltaje de entrada
	Frecuencia de salida (Hz)	0,1-400
	Frecuencia del transportador (kHz)	3-10
Características de entrada	Corriente de entrada (A)	Monofásico / Trifásico 9,7/5,1
	Monofásico (corriente de entrada trifásica)	5,1
	Voltaje/Frecuencia	Monofásico / Trifásico 200-240 V, 50/60 Hz
	Tolerancia de tensión	± 10% (180-264 V)
Tolerancia de frecuencia		± 5% (47-63 Hz)
Método de enfriamiento		Enfriamiento natural
Peso (kg)		1,5

Tabla 2.1. Características del variador de frecuencia Delta VFD 007S21B [12].

2.3. TACÓMETRO:

El sistema de media lleva incorporado un tacómetro digital (figura 2.4.) que recoge la información que capta el sensor óptico (figura 2.5.) sobre la velocidad de giro del eje y la muestra en pantalla como rpm.



Figura 2.4. Tacómetro digital.



Figura 2.5. Sensor óptico.

2.4. MEDICIÓN DE LA VIBRACIÓN:

La medición de la vibración se puede definir como el estudio de las oscilaciones mecánicas de un sistema dinámico. Un sistema de medición y procesamiento de señales de vibración está formado por [17]:

1. Los transductores de vibraciones (acelerómetros, en nuestro caso de estudio) los cuales son los encargados de transformar las vibraciones en señales eléctricas.
2. Un sistema de acondicionamiento de señal, el cual se encarga de recoger las diferentes señales, amplificarlas y llevarlas a los niveles de tensión aceptados por el sistema de adquisición de datos.
3. La tarjeta de adquisición de datos, la cual se encarga de digitalizar la señal, realizando para ello, un muestreo discreto de la señal analógica proveniente del acondicionamiento de la señal, y de introducirla al ordenador para su posterior análisis.

La cadena de medida utilizada se representa en la figura 2.6.



Figura 2.6. Cadena de medida

2.4.1. ACELERÓMETRO

El instrumento más conveniente para medir la vibración es aquel que convierte la energía del movimiento en electricidad. Los convertidores son elementos sensibles que transforman los cambios de la cantidad de una magnitud mecánica en variaciones de otra propiedad física, que suele ser, frecuentemente, una señal eléctrica proporcional al parámetro del movimiento mecánico desarrollado [18].

Los dispositivos más adecuados para realizar esta tarea son los acelerómetros, estos elementos convierten la aceleración en una señal eléctrica analógica proporcional a la fuerza aplicada al sistema o a la vibración. Esta señal analógica indica la aceleración instantánea del objeto sobre el que se pretende medir.

Los acelerómetros son direccionales, en decir, miden la aceleración en un eje. También existe la posibilidad de medir la aceleración en tres ejes (x, y, z) mediante acelerómetros triaxiales.

ACELERÓMETROS PIEZOELÉCTRICOS:

El funcionamiento de los acelerómetros piezoeléctricos (figura 2.7.) se basa en el efecto piezoeléctrico. Dicho efecto consiste en que al aplicar una deformación en el material, que produce un cambio en su estructura cristalina, se modifican sus características eléctricas.

El principio básico es generar una carga eléctrica entre las superficies de la materia cuando ésta se ve sometida a una fuerza. Esto se consigue debido al elemento activo del acelerómetro, un cristal piezoeléctrico pegado a una masa conocida. Un lado del cristal está conectado a la base del sensor, en el otro lado se encuentra la masa sísmica. Cuando el acelerómetro se encuentra sometido a vibración, se genera una fuerza, la cual actúa sobre el cristal piezoeléctrico. Esta fuerza es: $F = m \cdot a$. Debido al efecto piezoeléctrico, se genera una salida de carga proporcional a la fuerza aplicada. Puesto que la masa sísmica es constante, la señal de salida de carga es proporcional a la aceleración de la masa. Sobre un amplio rango de frecuencia tanto la base del sensor como la masa sísmica tienen la misma magnitud de aceleración [17].

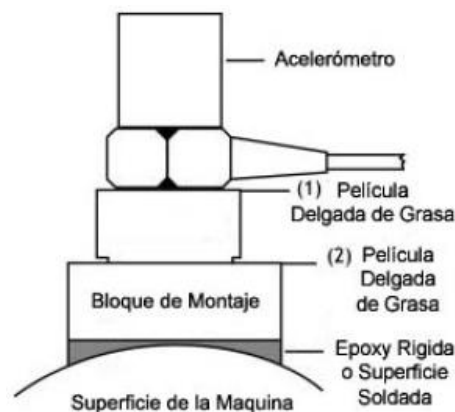


Figura 2.7. Acelerómetro piezoeléctrico.

$$q = d_{33} \cdot F$$

$$u = \frac{d_{33}d}{e_{33}A} \cdot F$$

$A \rightarrow$ área del electrodo

$$d \rightarrow \text{grosor}$$

$F \rightarrow fuerza$

$q \rightarrow \text{carga}$

$u \rightarrow \text{voltaje}$

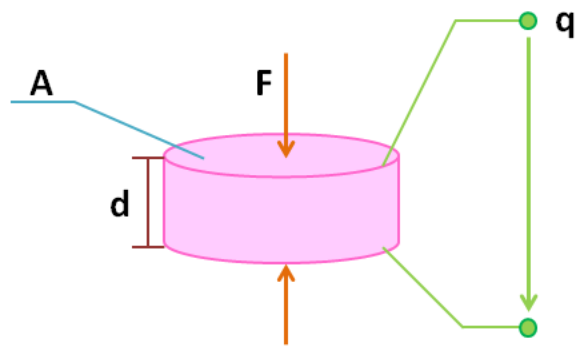
$$d_{33}, e_{33} \rightarrow \text{ctes piezoeléctricas}$$


Figura 2.8. Elemento piezoeléctrico.

$$F = m \cdot a$$

Sensibilidad de carga:

$$Bqa = \frac{q}{a}$$

Sensibilidad de voltaje:

$$Bua = \frac{u}{a}$$

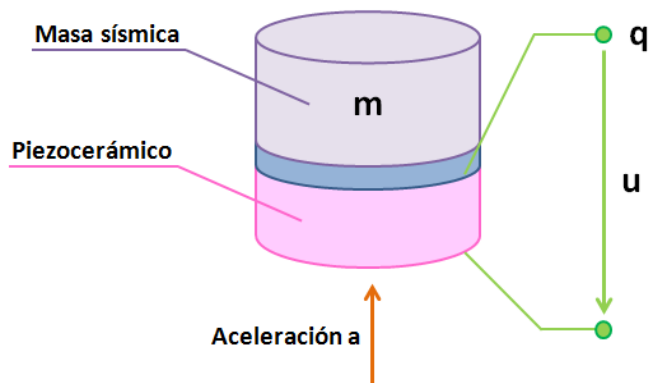


Figura 2.9. Posición de la masa sísmica.

El acelerómetro utilizado para la medición de las vibraciones en el eje es un acelerómetro piezoeléctrico de la marca Brüel&Kjær modelo 4383, como el que se muestra en la figura 2.10.

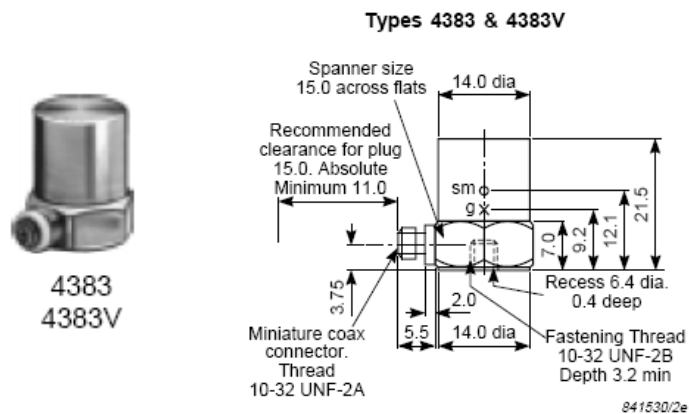


Figura 2.10. Acelerómetro Brüel&Kjær modelo 4383.

Sus principales características son las que se muestran en la tabla 2.2. y las especificaciones completas se encuentran en el Anexo II.

Sensibilidad de carga [pC/m.s ⁻²]	3,16 ± 2%
Sensibilidad de tensión [mV/m.s ⁻²]	2,6
Sensibilidad transversal máxima [%]	< 4
Resistencia de aislamiento a 20°C [GΩ]	20
Aceleración máxima [kms ⁻²]	1,2
Temperatura de funcionamiento [°C]	-74 a 250

Tabla 2.2. Características acelerómetro Brüel&Kjær modelo 4383.

2.5. FILTRO ACONDICIONADOR DE SEÑALES:

En los procesos automatizados, el acondicionamiento de las señales es de gran importancia, debido a que es la base de los cálculos y del buen funcionamiento del proceso. Se dice que a buenas medidas, buenos cálculos y buen resultado del sistema de control. Los transductores, sensores y transmisores son los encargados de tomar las medidas primarias, dentro de estos, el acondicionador contribuye a escalar las señales medidas y presentarlas al sistema de control en una forma adecuada y fiable para su procesamiento [19].

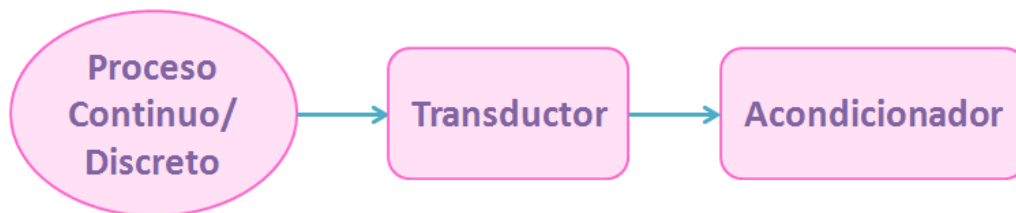


Figura 2.11. Flujo de señales.

El filtro acondicionador de señales es el modelo Nexus 2693 de la marca Brüel & Kjær (figura 2.12).



Figura 2.12. Filtro acondicionador de señales Nexus 2693.

El modelo Nexus es un acondicionador de señales de construcción altamente flexible que puede ser configurado con diferentes módulos de entrada y número de canales. Permite un alto rango de la señal de entrada. Tiene un diseño compacto y robusto y con batería de larga duración que permite su uso tanto en el laboratorio como en el campo. Proporciona alta precisión debido a la construcción de una amplia gama de opciones de calibración, se pueden configurar una amplia gama de filtros. Sus características se indican en la tabla 2.3.

Ganancia del amplificador [mV/pC]	0,1-10000
Sensibilidad del transductor [C/m.s ⁻²]	10 ⁻¹⁹ -10 ⁻⁶
Rango de frecuencia (-10%) [Hz]	Aceleración: 0,1Hz-100kHz
	Velocidad: 1Hz-10kHz
	Desplazamiento: 1Hz-1kHz
Filtro paso-bajo (-10%)	0.1, 1, 3, 10, 22.4, 30 o 100kHz Pendiente atenuación: 40 dB/dec
Filtro paso-alto (-10%)	Aceleración: 0.1, 1 o 10 Hz
	Velocidad: 1 o 10 Hz
	Desplazamiento: 1 o 10 Hz

Tabla 2.3. Características filtro acondicionador de señales Nexus 2693.

2.6. TARJETA DE ADQUISICIÓN DE DATOS:

El principal objetivo de los sistemas de adquisición de señales es digitalizar la señal analógica del transductor y llevarla al ordenador. La mayor parte de la adquisición de datos, hoy en día, está basada en los PC's o en algún tipo de microprocesador que se adapte al conversor analógico–digital.

En muchas situaciones, los procesos que generan las señales son tan complejos que realizar una descripción precisa de una señal se hace extremadamente difícil o no deseable, e incluso puede ser imposible. Muchos sistemas mecánicos generan señales acústicas o vibratorias que se pueden procesar para diagnosticar fallos potenciales. Estas señales a menudo se procesan más adecuadamente considerándolas señales aleatorias [5].

Debido a las características de nuestras señales (señales aleatorias en tiempo discreto), tiene especial importancia la determinación de una frecuencia de muestreo adecuada.

La frecuencia de muestreo depende de la frecuencia máxima que se quiera analizar. Para esta consideración se debe tomar en cuenta el teorema de Shannon-Nyquist de muestreo para evitar el Aliasing, por ello, puesto que se supone que reconstruyendo la señal a 3000 Hz no se va a perder información relativa al tipo de defecto que se está buscando, se debe muestrear a 6000 Hz.

TARJETA DE ADQUISICIÓN DE DATOS KEITHLEY

El equipo de experimentación Rotokit se completa con una tarjeta de adquisición de datos de la marca Keithley, modelo KUSB-3100 (figura 2.13.). Las principales características son:

- Conexión USB 2.0 y USB 1.1 con conexión plug-and-play.
- Resolución de 12 bit.
- Ganancias de alta y baja programables.
- Velocidad de entrada/salida de hasta 50 kS/s.
- Hasta 16 E/S digitales.
- Barrera de aislamiento de 500 V que protege el ordenador frente a picos de voltaje, ESD y rayos.
- Funciona con Windows ® 2000 y XP



Figura 2.13. Tarjeta Keithley KUSB-3100.

La tarjeta Keithley está basada en la adquisición de datos USB, una alternativa a las tarjetas de adquisición de datos ISA, PCI y PCMCIA. Estos módulos tan compactos ofrecen conexión plug-and-play. La serie KUSB-3100 soporta una velocidad de adquisición a frecuencias de muestreo tan altas como 100 kHz.

La tarjeta se conecta a un puerto USB del ordenador a través de un cable de bajo coste. El equipo identifica automáticamente los módulos e instala el software necesario para trabajar, reduciendo en gran medida el tiempo de puesta en marcha. La tarjeta se puede incorporar sin necesidad de abrir el ordenador.

Un aislamiento de 500 V protege al ordenador y al dispositivo de entrada de los daños causados por picos de tensión, sobrecargas o cortocircuitos. Esta protección también



evita que el sistema operativo del equipo se cierre, lo que garantiza una operación continua [20].

DESCRIPCIÓN	Bajo coste, multifunción
RESOLUCIÓN	12 bit
TASA DE TRANSFERENCIA	50 kS/s
CANALES DE ENTRADA ANALÓGICA	8 SE
CANALES DE SALIDA ANALÓGICA	2
CANALES DIGITALES I/O	16
CONTADOR/RELOJ	1
GANANCIA	1, 2, 4, 8

Tabla 2.4. Características Tarjeta Keithley KUSB-3100.

3. SOFTWARE UTILIZADO

Para el desarrollo de este proyecto se han utilizado diferentes tipos de software de ordenador, desde el software que incorpora el PC del laboratorio para la obtención de datos hasta el utilizado para el procesamiento de los mismos.

La herramienta informática que inicia todo el proceso es el software de adquisición de datos. Se trata de una herramienta programada en MATLAB® por Javier Romero Carrasco, llamada Btool [7]. Btool es una herramienta para la adquisición, procesamiento y monitorización de señales, permite seleccionar la frecuencia de muestreo, el número de medidas que se toman y el número de ciclos que almacena en el mismo fichero.

Para el procesado de los datos y su transformación según Wavelet se hace uso de la aplicación ADEVI, desarrollada en MATLAB® por antiguos alumnos de la Universidad Carlos III de Madrid en sus respectivos Proyectos Fin de Carrea. Esta aplicación está especialmente indicada para el estudio y simulación de señales vibratorias. Posee varios módulos de análisis:

- Análisis de datos de ficheros de vibraciones.
- Análisis de una carpeta de ficheros.
- Simulación de vibraciones en rodamientos.
- Simulación de vibraciones en engranajes.

Dentro de cada uno de estos módulos se presentan una serie de opciones de análisis. El módulo indicado para este proyecto es el de análisis de una carpeta de ficheros, ya que, permite el procesado de los datos tal y como los recopila el programa de adquisición del laboratorio. La aplicación más utilizada ha sido la de creación de patrones de energía, puesto que nos muestra los datos de las vibraciones procesados mediante paquetes



Wavelet, pudiendo elegir el grado de descomposición, tipo de Wavelet Madre a emplear y el orden de la Wavelet Madre.

Los datos obtenidos del procesado mediante la aplicación ADEVI son analizados y compilados mediante MATLAB®. MATLAB® (MATrixLABoratory) es un software matemático con diferentes prestaciones como: la manipulación de matrices, la representación de datos y funciones, la implementación de algoritmos, la creación de interfaces de usuario y la comunicación con programas en otros lenguajes y con otros dispositivos hardware.

Una vez obtenidos los resultados procesados es la hora de analizarlos y presentarlos, para ello el software básico utilizado es el paquete ofimático Microsoft Office® para la redacción del presente documento con Word, la realización de cuadros de texto y figuras con PowerPoint así como la presentación con diapositivas de este proyecto. Para la presentación gráfica de algunos resultados se ha utilizado Excel.

CAPÍTULO 3



Resultados experimentales

1. CONDICIONES DE ENSAYO

Los ensayos realizados con el banco de ensayos Rotokit fueron desarrollados en el seno del grupo de investigación MAQLAB, así como por todos los alumnos que nos encontramos elaborando nuestro Proyecto Fin de Carrera relacionado con el tema de defectología de ejes de ferrocarril.

Las mediciones se estructuran en cuatro bloques de tamaño de defecto de los ejes, expresados en tanto por ciento y que hacen referencia a porcentaje de medida de la fisura respecto del radio del eje:

- 0% de defecto (eje sano).
- 33% de defecto.
- 66% de defecto.
- 100% de defecto.

Para cada tipo de defecto se toman medidas a 20, 40 y 60 Hz para intentar identificar un patrón de vibraciones para cada estado de defecto y velocidad. En la figura 3.1. se muestra un ejemplo de señal obtenida de los ensayos para el caso particular de un eje con defecto al 100%.

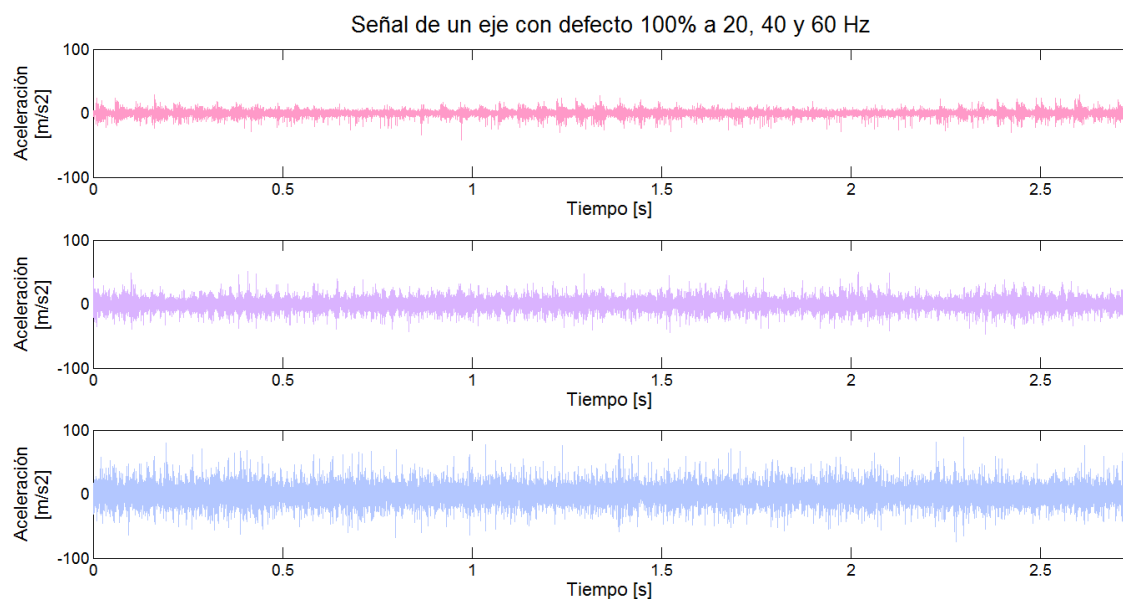


Figura 3.1. Señal de un eje con defecto 100% a 20, 40 y 60 Hz.

CONDICIONES DE LOS ENSAYOS:

Las condiciones de ensayo empleadas han sido siempre las mismas, para procurar una alta repetibilidad de los ensayos y evitar una amplia dispersión de datos. Los datos utilizados en el análisis llevado a cabo en este proyecto son los obtenidos de ensayar una reproducción a escala 1:8 de un eje de ferrocarril fabricado en aluminio.



Figura 3.2. Eje ferroviario escala 1:8 (Eje 2 ensayos primer trimestre 2012).

El defecto se ha ido produciendo de manera progresiva desde un tamaño de 0% hasta el 100% del radio, siempre en la misma localización, en el centro del eje y de forma transversal a la longitud del mismo. Los ensayos se han realizado en todo momento con el equipo caliente, es decir, después de unos minutos de funcionamiento, y en estado estacionario, no se han medido arranques ni paradas.

Se han tomado, en cada ciclo, 16384 muestras a una frecuencia de muestreo de 6000 Hz, por lo que cada ciclo dura 2,7305 s. En cada medida realizada se han muestreado 100 ciclos, los cuales quedan almacenados en una carpeta que contiene los 100 archivos .dat correspondientes a cada uno de los ciclos de medida. Las condiciones de ensayo se resumen en la tabla 3.1.:

Eje	1/8
Localización del defecto	Centro
Temperatura	24°C
Tipo de ensayo	estacionario
fmuestreo (Hz)	6000
t medidos de cada ciclo(ms)	2730.7
Número de ciclos	100
Ganancia acelerómetro	3.172 pC/ms-2
Ganancia amplificador	10
Filtro antialiasing	3KHz

Tabla 3.1. Condiciones de ensayo.

2. TRATAMIENTO DE LOS DATOS

Los resultados de la medida de vibración obtenidos experimentalmente se analizan aplicando la Transformada Wavelet a cada carpeta de medidas. Más concretamente vamos a ver la evolución de los patrones de energía que sigue cada tipo de defecto a cada velocidad de giro del eje utilizando la descomposición de Paquetes Wavelet o *Wavelet Packets* (WP).

Como se ha dicho anteriormente el objeto primero de este proyecto es la obtención del patrón de la energía de los paquetes que siguen los ejes sometidos a condiciones de servicio con distintos tamaños de defecto con el fin de poder detectar si un eje está dañado y cuál es la magnitud del defecto. Para ello se va a intentar identificar cual es la Wavelet Madre que mejor discrimina el estado del eje.

Se han estudiado un conjunto amplio de Wavelets Madre, centrando el análisis de los resultados en las tres que parecen más coherentes para este tipo de aplicación. Estas son:

- Daubechies de orden 6 (db6).
- Symlet de orden 7 (Sym7).
- Coiflet de orden 5 (Coif5).

El orden de cada Wavelet Madre se ha escogido de manera que se pueda obtener un resultado lo más preciso posible sin penalizar el tiempo de cálculo. Se ha realizado un estudio más completo al presentado aquí con otros órdenes no encontrando diferencias sustanciales.

La gran cantidad de datos obtenidos durante los ensayos y la inmensa cantidad de resultados adquiridos tras la realización de los cálculos han hecho muy difícil el manejo de la información, por ello, la metodología utilizada para el tratamiento de los datos adquiridos ha sido la siguiente:

Como se muestra en la figura 3.3., para cada tipo de defecto y velocidad existen diferentes carpetas de datos tomados en días distintos. Cada carpeta contiene a su vez 100 archivos de datos correspondientes a las 16384 muestras de aceleraciones recogidas por el acelerómetro.



Figura 3.3. Almacenamiento de los datos de aceleraciones en los ensayos.

Se procesa cada carpeta (con sus 100 archivos) mediante la aplicación ADEVI:

- Descomposición WP con cada Wavelet Madre objeto de estudio y con un nivel de descomposición 3. Con el que se obtienen 8 paquetes ($2^3 = 8$).
- Obtención de la energía relativa de los paquetes para cada archivo y de cada carpeta.

Cada paquete contiene las frecuencias que se muestran a continuación en la figura 3.4. La señal experimental ha sido obtenida con una frecuencia de muestreo de 6000 Hz, por lo que sólo podemos ver las frecuencias contenidas hasta 3000 Hz, como dice el teorema de Shannon Nyquist mostrado anteriormente.

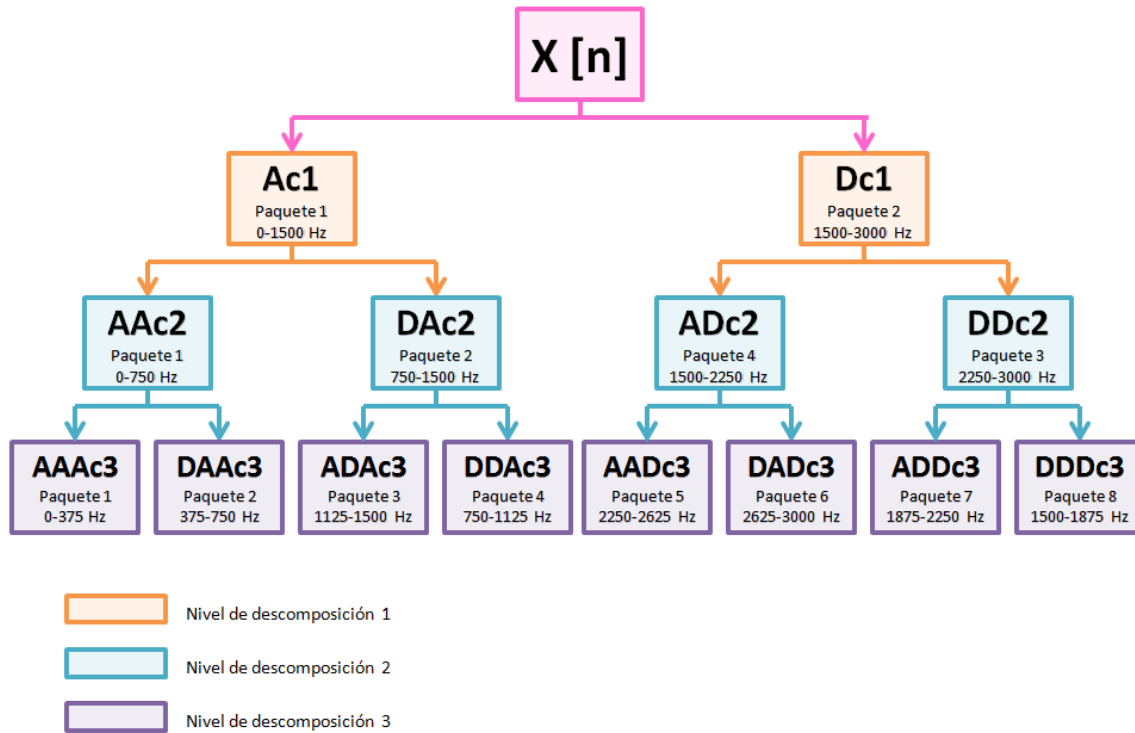


Figura 3.4. Frecuencias contenidas en cada paquete del análisis Wavelet obtenidas con el algoritmo de MATLAB®.

Se obtienen por cada carpeta una matriz de datos de 8x100. Donde las 8 filas representan los 8 paquetes de energía en los que se ha dividido la señal, y las 100 columnas representan los valores correspondientes a cada paquete de energía, de cada uno de los 100 archivos que contiene cada carpeta. El programa también genera un gráfico de barras donde se ven los niveles de energía relativa de cada paquete representados en tanto por ciento.

Debido a la dificultad de manejar tantos datos, se opta por hacer la media de los 100 archivos de cada carpeta para cada paquete de energía y representarlos en un solo gráfico de barras.

Se sigue este procedimiento para cada carpeta de archivos y se presentan los resultados finales como la media de todas las carpetas que se han obtenido utilizando las mismas condiciones de ensayo (por ejemplo, para 33% de defecto y 40 Hz de velocidad de giro del eje) puesto que se supone que los valores tienen que ser iguales para una repetibilidad de ensayo alta.

La figura 3.5. representa el proceso llevado a cabo para el tratamiento de los datos, explicado anteriormente, para un seguimiento más fácil.

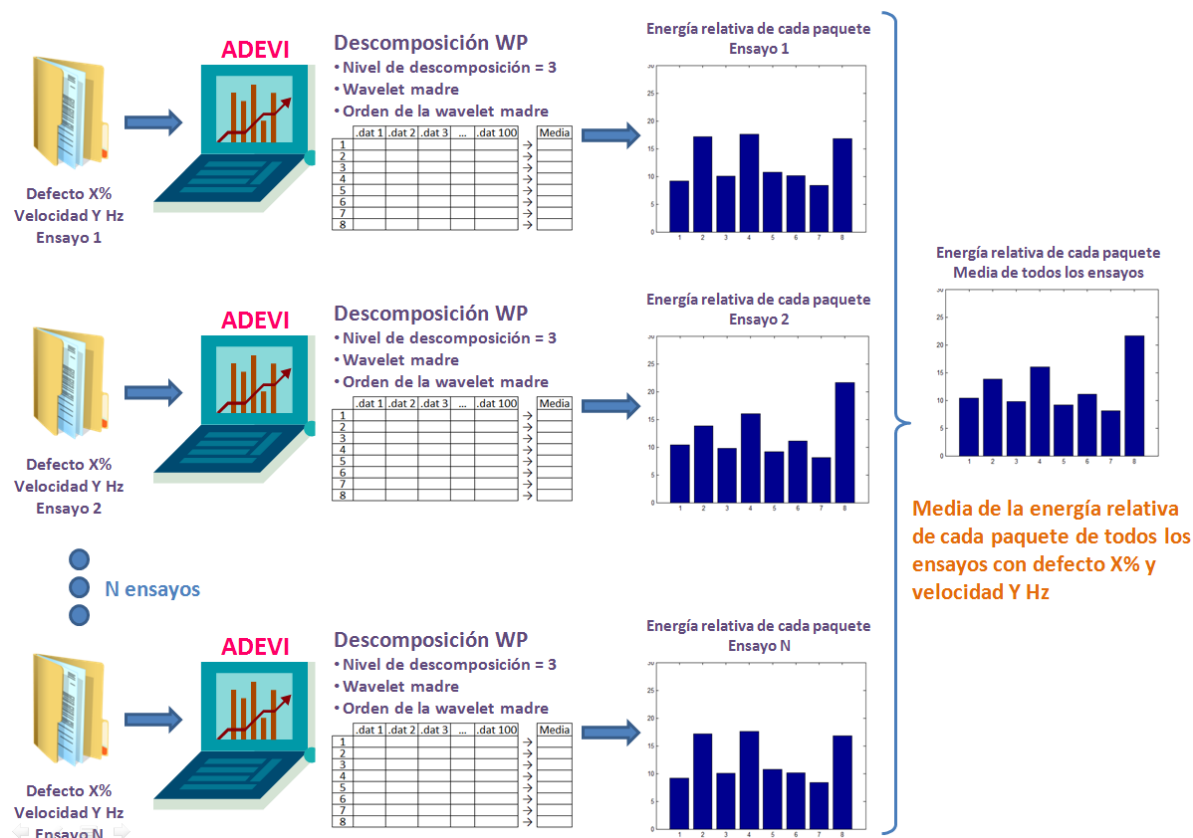


Figura 3.5. Tratamiento de los datos.

Además de los resultados de energía de cada señal, se presentan los histogramas correspondientes a la energía de cada paquete, con todos los datos obtenidos tras el procesado. El número de valores representados será, para cada paquete y condiciones de ensayo, el número de ensayos realizados multiplicado por los 100 archivos .dat que se guardan tras la realización de cada ensayo.

Con esta representación se pretende observar si los resultados de energía relativa, adquiridos tras el cálculo de la Transformada Wavelet por Paquetes, siguen una distribución normal, para diferenciar la capacidad de representación de cada Wavelet Madre sobre la misma señal.

De este modo, también se pueden identificar cuáles son los paquetes que mejor representan los valores de energía relativa para cada tipo de ensayo, como se muestra en la figura 3.6., donde se pueden ver los resultados obtenidos, para una Wavelet Madre con unas condiciones de ensayo determinadas, representados en un histograma y en un grafico que representa la probabilidad que tienen los datos de ajustarse a una normal.

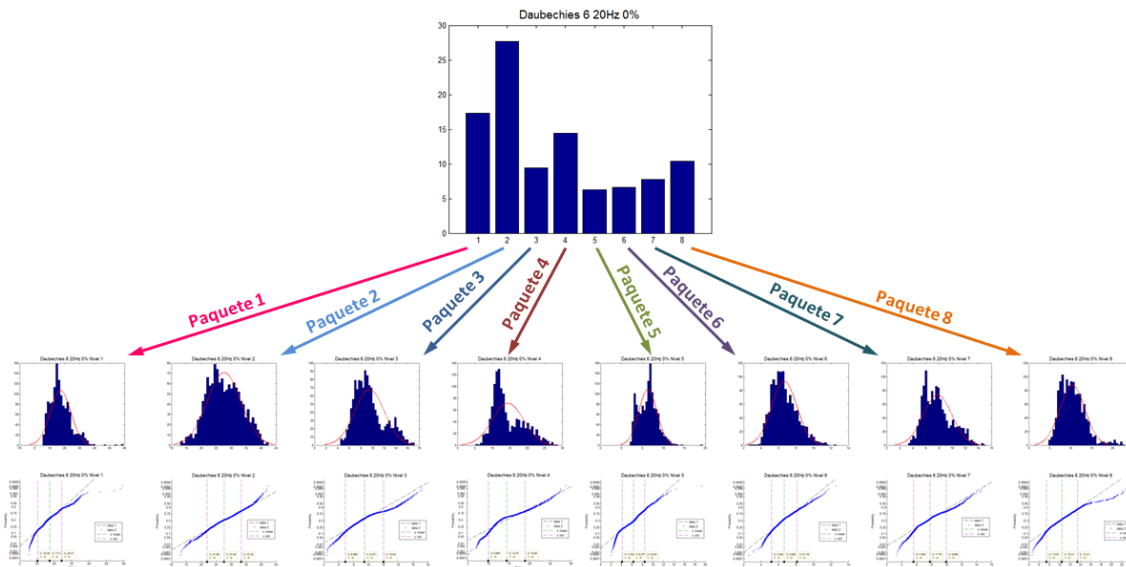


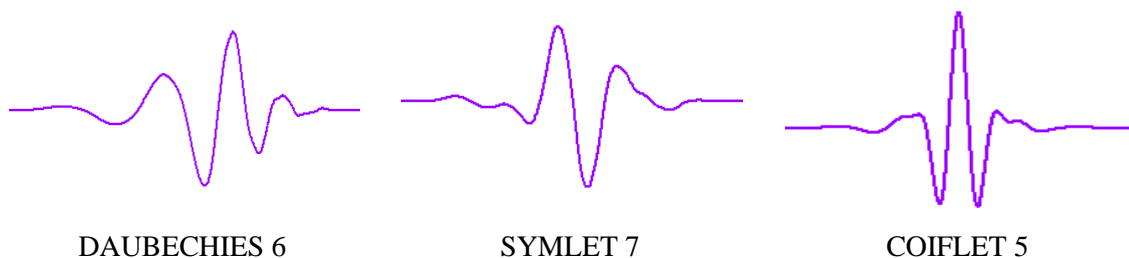
Figura 3.6. Representaciones estadísticas de los datos.

3. COMPARACIÓN ENTRE WAVELETS MADRE

En este apartado vamos a estudiar cuál es la Wavelet Madre que mejor identifica cada tipo de defecto. En base a la elección de la Wavelet Madre más adecuada se realizará un estudio más profundo para determinar los parámetros que mejor discriminan cada tipo de defecto.

El estudio se va a realizar sobre cada tipo de defecto y se va a apoyar en el estudio estadístico de normalidad de los valores de energía de cada Wavelet para cada nivel. Se escogerán, para cada condición de ensayo, la Wavelet Madre que presente un porcentaje de desviación estándar respecto a la media más pequeño, teniendo en cuenta también la forma del histograma de los datos.

Las Wavelets Madre que se van a estudiar son las siguientes:



A continuación se van a presentar los estudios comparativos entre Wavelets Madre para:

- Eje sano.
- Defecto de tamaño de fisura del 33% del radio.
- Defecto de tamaño de fisura del 66% del radio.
- Defecto de tamaño de fisura del 100% del radio.

3.1. ESTUDIO COMPARATIVO PARA EJES SANOS:

Se realiza un estudio comparativo de las tres Wavelets Madre objeto de estudio para un eje sano a distintas velocidades de giro. En las figuras 3.7., 3.8. y 3.9. se representan los valores de energía relativa correspondientes a cada paquete para cada Wavelet Madre.

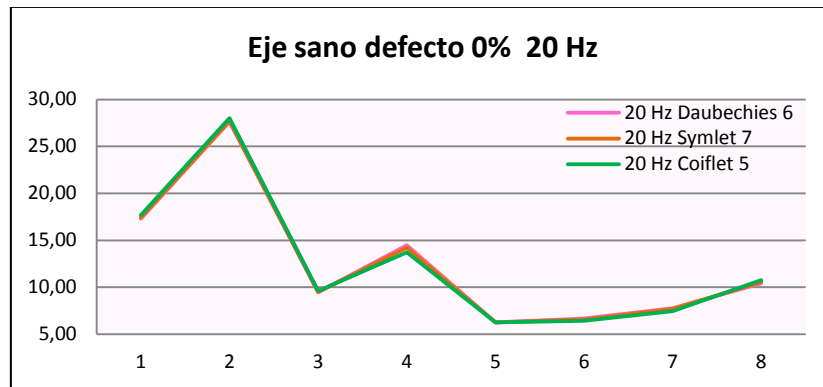


Figura 3.7. Eje sano todas las Wavelet Madre 20 Hz.

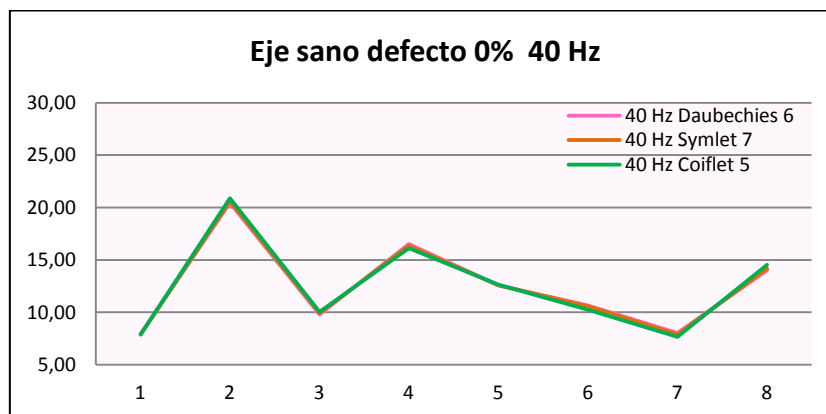


Figura 3.8. Eje sano todas las Wavelet Madre 40 Hz.

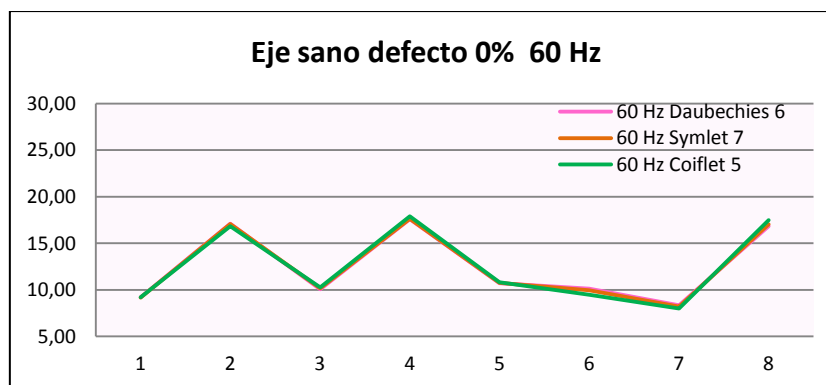


Figura 3.9. Eje sano todas las Wavelet Madre 60 Hz.

Como se aprecia en las figuras anteriores, las tres Wavelets Madre de estudio en este proyecto se diferencian muy poco entre sí, en cuanto a lo que a energía relativa se refiere.

Con el fin de poder obtener una comparación adecuada, se tomará como referencia la Wavelet Madre Daubechies 6 y se estudiarán las diferencias que existen en los valores de energía relativa de cada Wavelet Madre respecto a dicha referencia.

Debido a las pocas diferencias, el estudio de la Wavelet Madre más representativa se va a centrar en los paquetes de energía que presentan mayor diferencia para cada velocidad.

A velocidad 20 Hz, los valores de energía relativa obtenidos para cada paquete se muestran en la tabla 3.2., así como la diferencia que representan los valores de cada Wavelet Madre en tanto por ciento respecto a la energía relativa de la Wavelet db6.

Eje sano defecto 0% 20 Hz							
NIVEL DE ENERGÍA	DAUBECHIES 6	Variación de Daubechies 6 a Symlet 7		SYMLET 7	Variación de Daubechies 6 a Coiflet 5		COIFLET 5
1	17,30	↑	0,6%	17,41	↑	2,2%	17,68
2	27,64	↑	0,3%	27,72	↑	1,4%	28,02
3	9,47	↑	0,2%	9,49	↑	1,6%	9,62
4	14,47	↓	1,5%	14,26	↓	5,0%	13,75
5	6,28	↓	0,0%	6,28	↑	0,0%	6,28
6	6,66	↓	1,1%	6,58	↓	3,5%	6,43
7	7,77	↓	1,0%	7,70	↓	4,2%	7,45
8	10,41	↑	1,4%	10,56	↑	3,5%	10,78

Tabla 3.2. Eje sano todas las Wavelets Madre 20 Hz.

Las Wavelets Madre presentan mayor diferencia para los paquetes de energía 4, 6, 7 y 8. Estando la máxima diferencia en el paquete 4 con un valor en torno al 5%. Esta diferencia se hace más notable en el caso de la Coiflet 5, ya que, la Wavelet Symlet 7 no presenta a penas diferencia respecto a la Daubechies 6.

De la misma manera, en la tabla 3.3., se muestran los valores de energía de cada paquete para cada Wavelet Madre, obtenidos del ensayo de un eje sano girando a una velocidad de 40 Hz.

Eje sano defecto 0% 40 Hz							
NIVEL DE ENERGÍA	DAUBECHIES 6	Variación de Daubechies 6 a Symlet 7		SYMLET 7	Variación de Daubechies 6 a Coiflet 5		COIFLET 5
1	7,94	↓	0,5%	7,90	↓	0,7%	7,88
2	20,47	↑	0,6%	20,60	↑	2,0%	20,88
3	9,81	↑	1,1%	9,91	↑	2,3%	10,04
4	16,51	↓	0,8%	16,38	↓	2,3%	16,13
5	12,58	↓	0,0%	12,58	↑	0,4%	12,63
6	10,67	↓	0,8%	10,59	↓	3,9%	10,25
7	8,02	↓	1,5%	7,90	↓	4,5%	7,66
8	14,01	↑	1,0%	14,15	↑	3,7%	14,53

Tabla 3.3. Eje sano todas las Wavelets Madre 40 Hz.

Al igual que en el estudio a velocidad 20 Hz, los niveles de energía de cada paquete son muy similares en los tres casos. La diferencia entre los resultados mostrados por la Wavelet sym7 son muy próximos a los adquiridos por el cálculo de la energía mediante db6, en ningún paquete la diferencias son superiores al 1,5%. La diferencia respecto a la db6 si se hace más acusada con el estudio mediante coif5, especialmente en los paquetes 6, 7 y 8. Las variaciones entre Wavelets Madre son muy similares a las velocidades 20 Hz y 40 Hz.

Por último, para el estudio del eje sano, en la tabla 3.4. se pueden ver los valores de energía relativa de cada paquete a una velocidad de 60 Hz.

Eje sano defecto 0% 60 Hz							
NIVEL DE ENERGÍA	DAUBECHIES 6	Variación de Daubechies 6 a Symlet 7		SYMLET 7	Variación de Daubechies 6 a Coiflet 5		COIFLET 5
1	9,20	↓	0,1%	9,19	↑	0,1%	9,20
2	17,11	↓	0,2%	17,07	↓	1,7%	16,83
3	10,08	↑	0,9%	10,17	↑	1,8%	10,26
4	17,61	↑	0,1%	17,62	↑	1,6%	17,89
5	10,70	↑	0,4%	10,74	↑	1,1%	10,82
6	10,13	↓	1,8%	9,95	↓	6,3%	9,50
7	8,34	↓	1,5%	8,22	↓	4,1%	8,00
8	16,82	↑	1,3%	17,04	↑	4,0%	17,50

Tabla 3.4. Eje sano todas las Wavelets Madre 60 Hz.

Para la velocidad de 60 Hz nos encontramos con que otra vez las mayores diferencias entre Wavelets Madre se dan para los paquetes de energía 6, 7 y 8. Y además la *coif5* sigue siendo la Wavelet que más se distancia de las demás y con mayores diferencias que en los casos anteriores a 20 y 40 Hz.

Las pocas diferencias observadas entre Wavelets Madre no nos proporcionan un método objetivo para elegir la que mejor identifica la existencia de defectos. Esto da lugar a la búsqueda de un método de análisis más eficiente. Por ello se va a recurrir a la estadística, analizando las representaciones de los datos en forma de histograma para cada paquete, condición de ensayo y Wavelet Madre.

Con ello se pretende buscar cuál es la Wavelet Madre más representativa desde el punto de vista de las distribuciones normales. Consideraremos que la Wavelet Madre más adecuada será aquella en la que sus resultados más se aproximen a una distribución normal y con una desviación estándar suficientemente pequeña.

En el análisis, el valor de la desviación estándar, no se ha considerado como un valor objetivo que nos permita discriminar entre unas distribuciones y otras, puesto que cada conjunto de datos representan a paquetes y condiciones distintas con valores de energía relativa media muy diferentes. Por ello la comparación se ha realizado utilizando el porcentaje de desviación estándar que tiene cada grupo de datos respecto de su media.

Se ha escogido este parámetro porque representa de manera objetiva cómo de grande o pequeño es el valor de la desviación estándar de cada conjunto de datos respecto de su media. Puesto que no es lo mismo tener una desviación estándar de valor 2 en unos datos con valor medio de energía relativa de 5 que supone una variación del 40% respecto de su valor medio; que una desviación estándar de 2 en unos datos con valor medio de 20, lo que supone que los datos tienen una alta probabilidad de variar en torno al 10% del valor medio.

El estudio completo de todos los resultados está incluido en el Anexo II. En este documento sólo se va a mostrar un resumen de los datos y las conclusiones obtenidas de su análisis.

El resumen se va a presentar como se muestra en la figura 3.10. De manera que para unas mismas condiciones de ensayo y un mismo paquete, se puedan visualizar el valor medio de energía relativa, la desviación estándar y el porcentaje de desviación estándar respecto al valor medio que se obtiene de realizar los cálculos con cada Wavelet Madre.

Las barras de colores representadas en cada parámetro permiten ver de manera rápida cuál es la Wavelet Madre que tiene menor porcentaje de desviación estándar. Los datos representados en la figura son los correspondientes a la Wavelet Madre con menor porcentaje de desviación estándar, de este modo se ve la distribución que siguen los datos en cada caso.

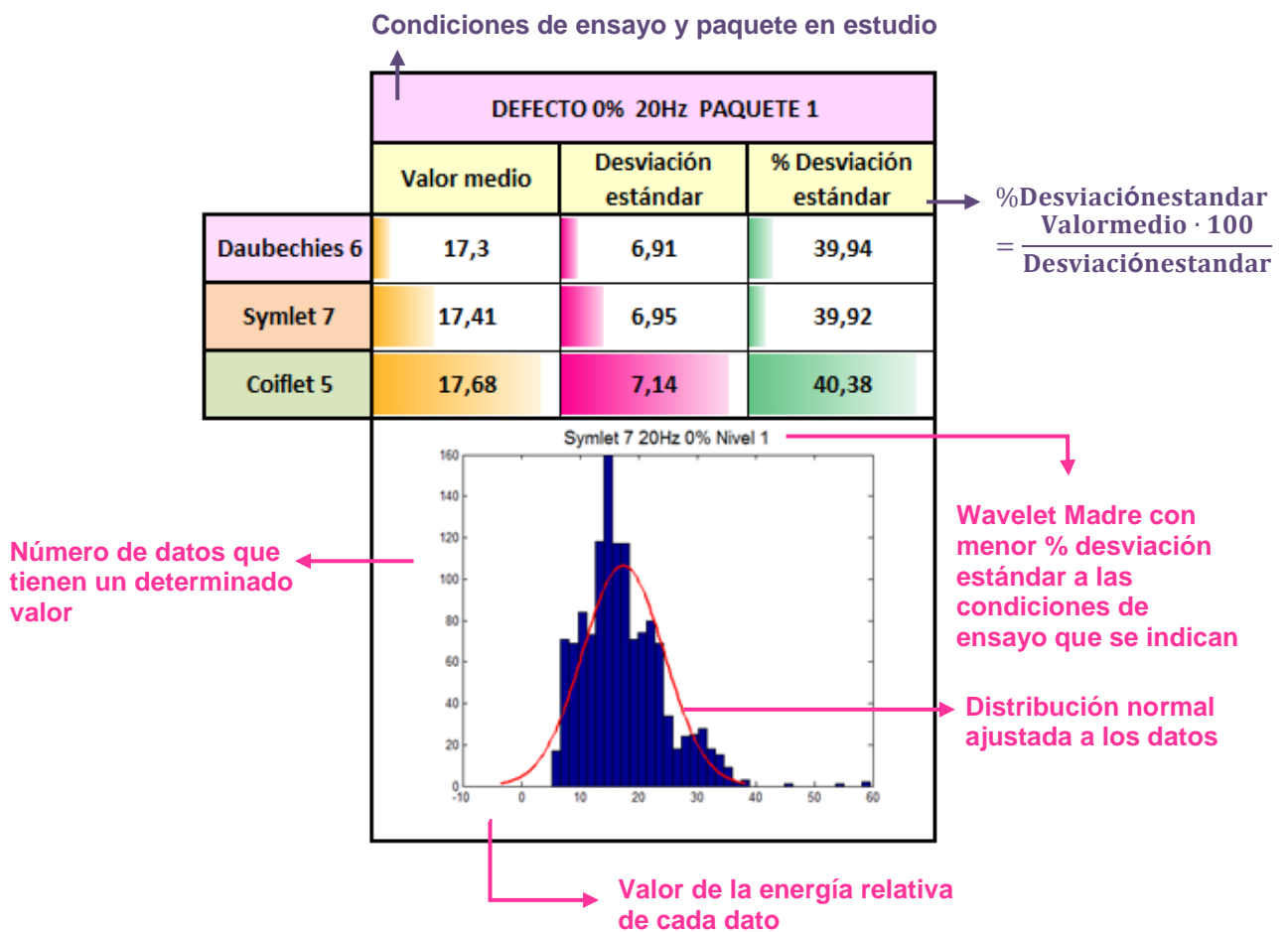


Figura 3.10. Figura explicativa de representación de datos.



Se han considerado, como desviaciones estándar aceptables, aquellas que representan un porcentaje respecto a la media inferior al 25%. Además no se han considerado como distribuciones válidas las que, teniendo un valor de desviación estándar admisible, poseen una distribución de los datos alejada de una distribución normal. Esto nos da una idea de la sensibilidad del sistema experimental con la que obtenemos los datos de vibraciones.

La representación de los datos se muestra como válida si cumple las condiciones de normalidad y de desviación estándar y se representa con **OK**. Al contrario, si los datos de energía relativa no cumplen las condiciones de desviación estándar (mayor que el 25%, y entonces se indica con **↑**) o no cumplen la condición de normalidad se considerarán como malos y se mostrarán con **NO**.

CONCLUSIONES DEL ESTUDIO COMPARATIVO PARA EJE SANO:

El resumen de los resultados adquiridos para el eje sano se muestra en las figuras 3.11. y 3.12 donde se pueden ver ordenados por paquetes y por velocidades.

Como se puede observar, en la mayoría de los casos, elegiríamos la Wavelet Madre Daubechies 6 para la identificación de defectos mediante paquetes de energía en ejes de ferrocarril para ejes sin ningún tipo de defecto.

Sólo para la energía del paquete número 6, tenemos que, a 20 y 60 Hz, la Wavelet más representativa sería la Symlet 7. Pero este paquete de energía presenta una desviación estándar pequeña para las tres Wavelet Madre de estudio, por lo que las variaciones entre desviaciones estándar no son elevadas. Por ello aunque escojamos la Daubechies 6 para estos paquetes, también se estarían representando bien los datos.

También se puede ver que los paquetes que muestran mejores representación de los datos son los 2, 4, y 6 y mejor a altas velocidades.

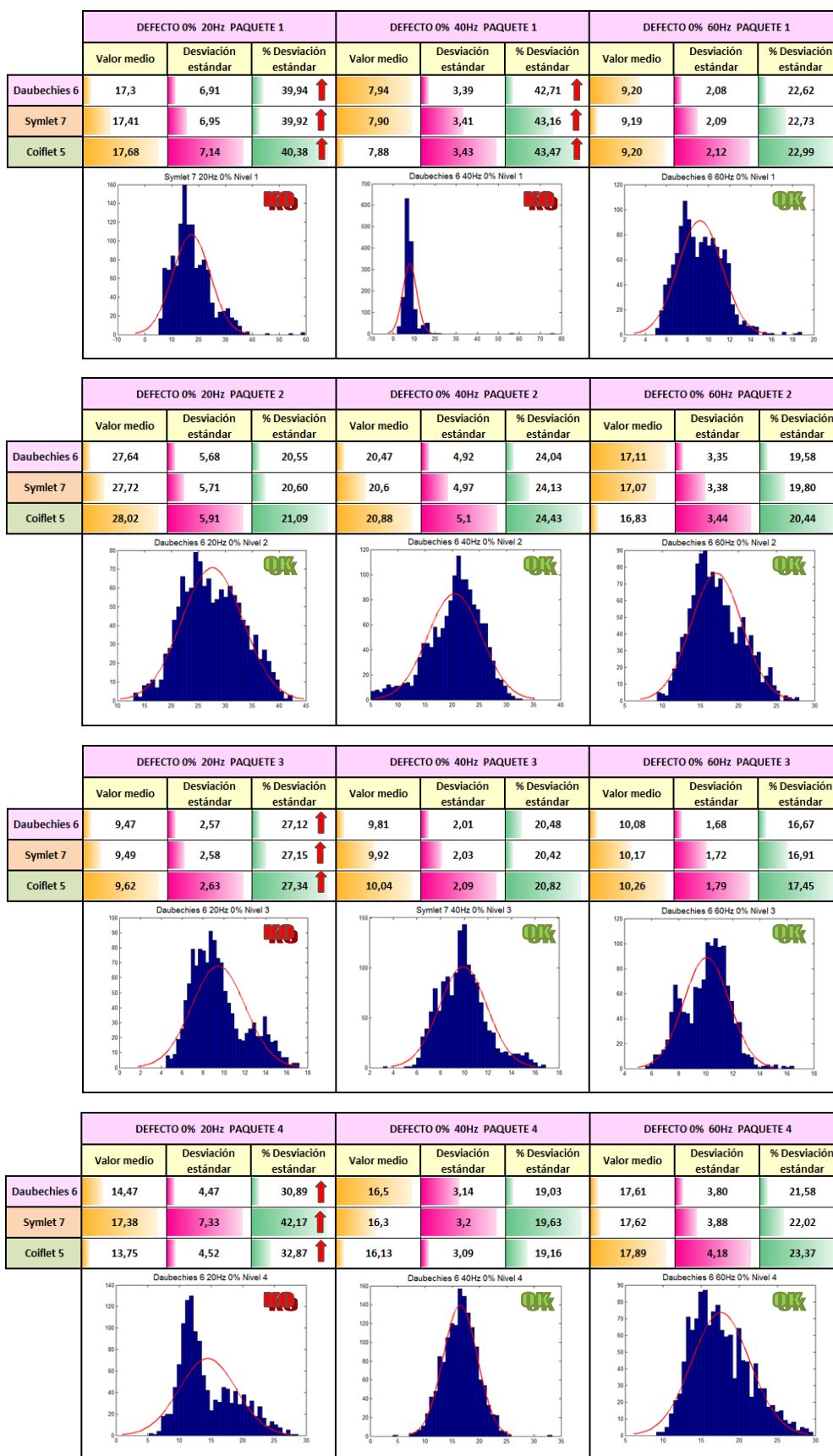


Figura 3.11. Selección Wavelet Madre 0% paquetes 1-4.

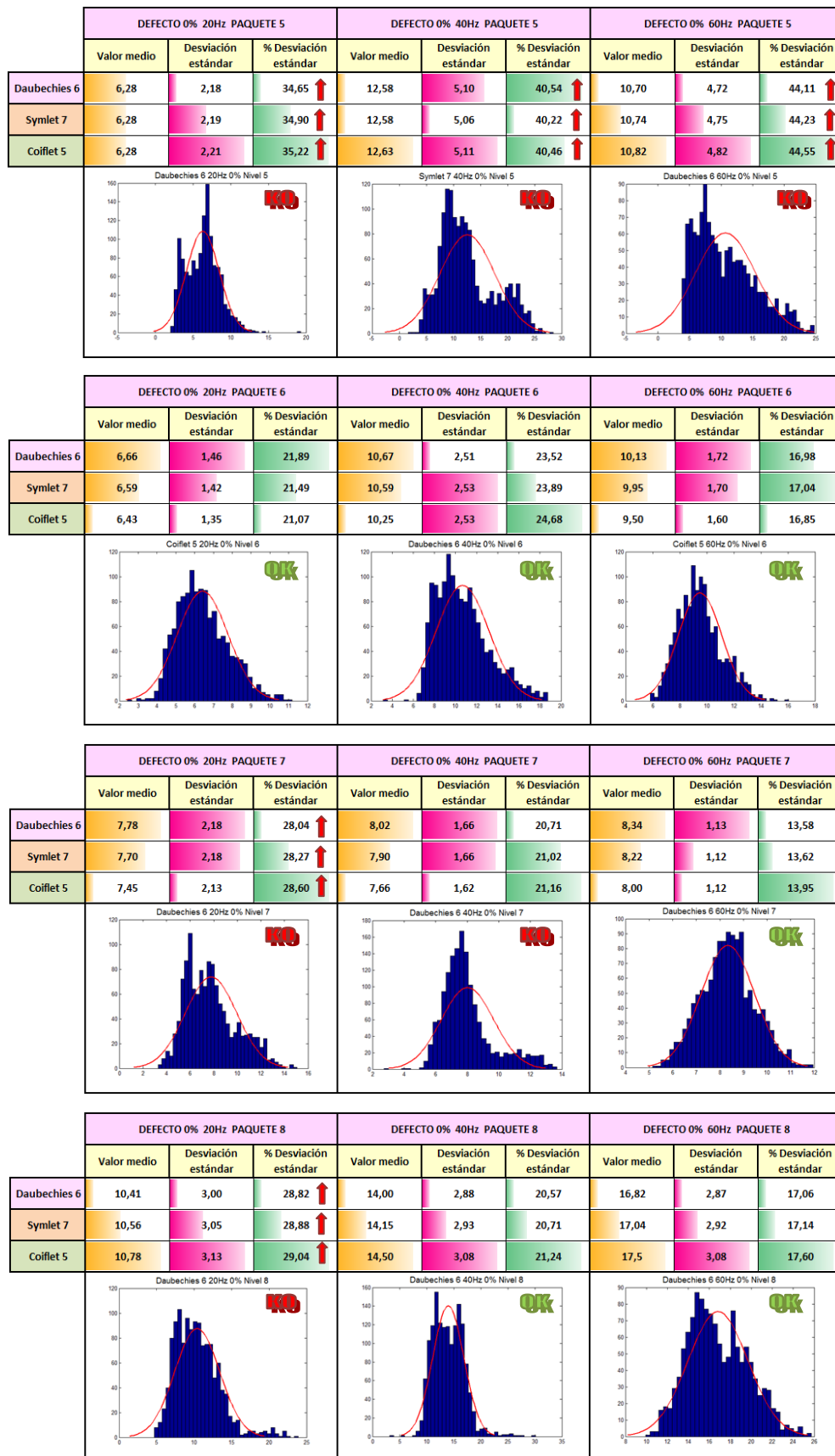


Figura 3.12. Selección Wavelet Madre 0% paquetes 5-8.

3.2. ESTUDIO COMPARATIVO EN EJES CON DEFECTO 33%:

Al igual que en el caso del eje sano, en un eje con defecto del 33% de su radio, tampoco se pueden apreciar diferencias notables en los valores de energía relativa de cada paquete para cada Wavelet Madre, esto se puede ver en la gráfica representada en la figura 3.13., donde se representan los valores para todas las velocidades.

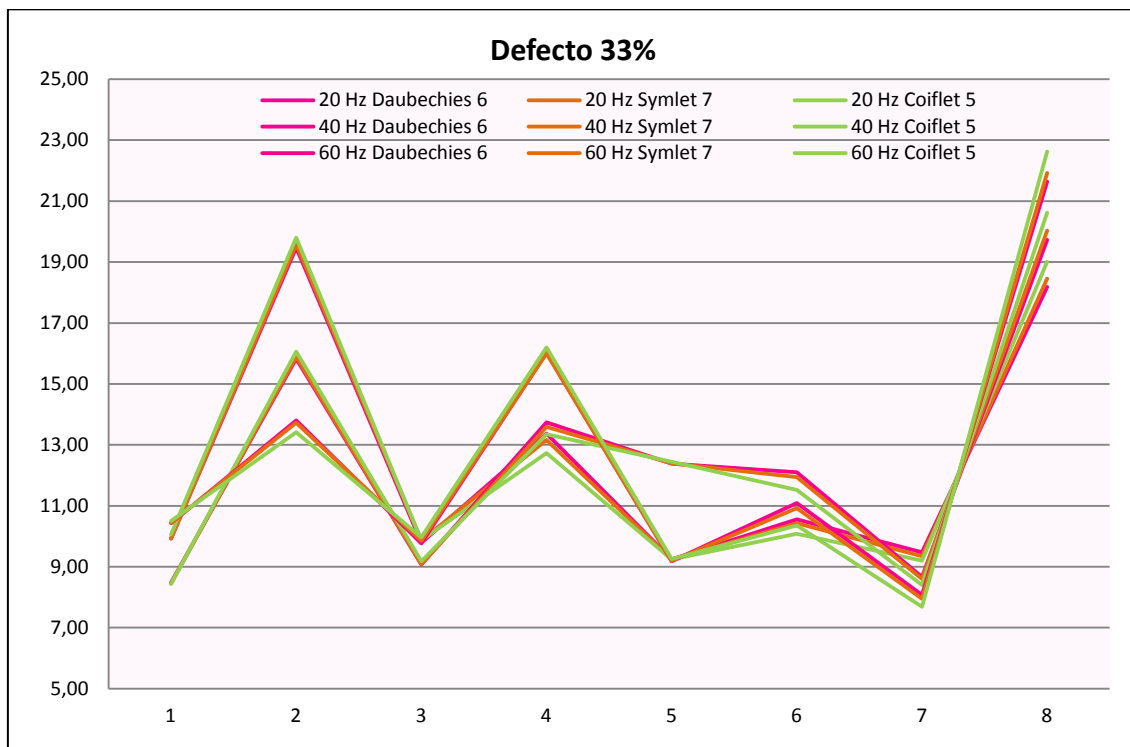


Figura 3.13. Todas las Wavelets Madre y velocidades 33%.

Al igual que en el apartado anterior vamos a realizar el estudio de la Wavelet Madre fijándonos en lo buena o mala que es la representación de los datos mediante el análisis de la desviación estándar de los datos.

En este apartado no se han incluido el desarrollo de las tres Wavelet Madre para cada velocidad, puesto que, como hemos visto anteriormente, las diferencias entre las distintas Wavelet Madre es mínima y, con ello, no se ha obtenido una información concluyente. Como en el apartado anterior, sólo se van a mostrar los resúmenes de los datos, el análisis completo se encuentra en el Anexo II.



CONCLUSIONES DEL ESTUDIO COMPARATIVO: DEFECTO 33%

Como conclusiones a las gráficas representadas en las figuras 3.14. y 3.15., para un defecto del 33%, no se obtienen buenas representaciones de los datos a velocidad de 20 Hz, bien por desviaciones estándar muy altas o bien por representaciones de los datos alejadas de una distribución normal, incluso con varios valores característicos dentro de la misma distribución, como se puede ver en el caso con velocidad 20 Hz paquete 2 y paquete 4.

A velocidad de 40 Hz, la mayoría de los paquetes tienen como mejor representante de los datos a la db6 a pesar de que hay algunos paquetes que no se deben considerar por sus elevados valores de desviación estándar.

La mejor representación de los datos se obtiene para una velocidad de giro de 60 Hz, con desviaciones estándar bajas y buenas formas en las distribuciones de los datos. La Wavelet Madre más representativa para esta velocidad sería para los niveles 1, 2, 3, 4 y 8 la db6, y para los paquetes 5, 6 y 7 la sym7. Pero, debido a la poca diferencia entre las desviaciones estándar para estos niveles, y a que son valores relativamente bajos, podemos considerar sin problema alguno a la Daubechies 6, ya que, nos interesa utilizar siempre la misma Wavelet Madre para el análisis de todos los casos, y la db6 es, por el momento, la que mejor muestra los resultados.

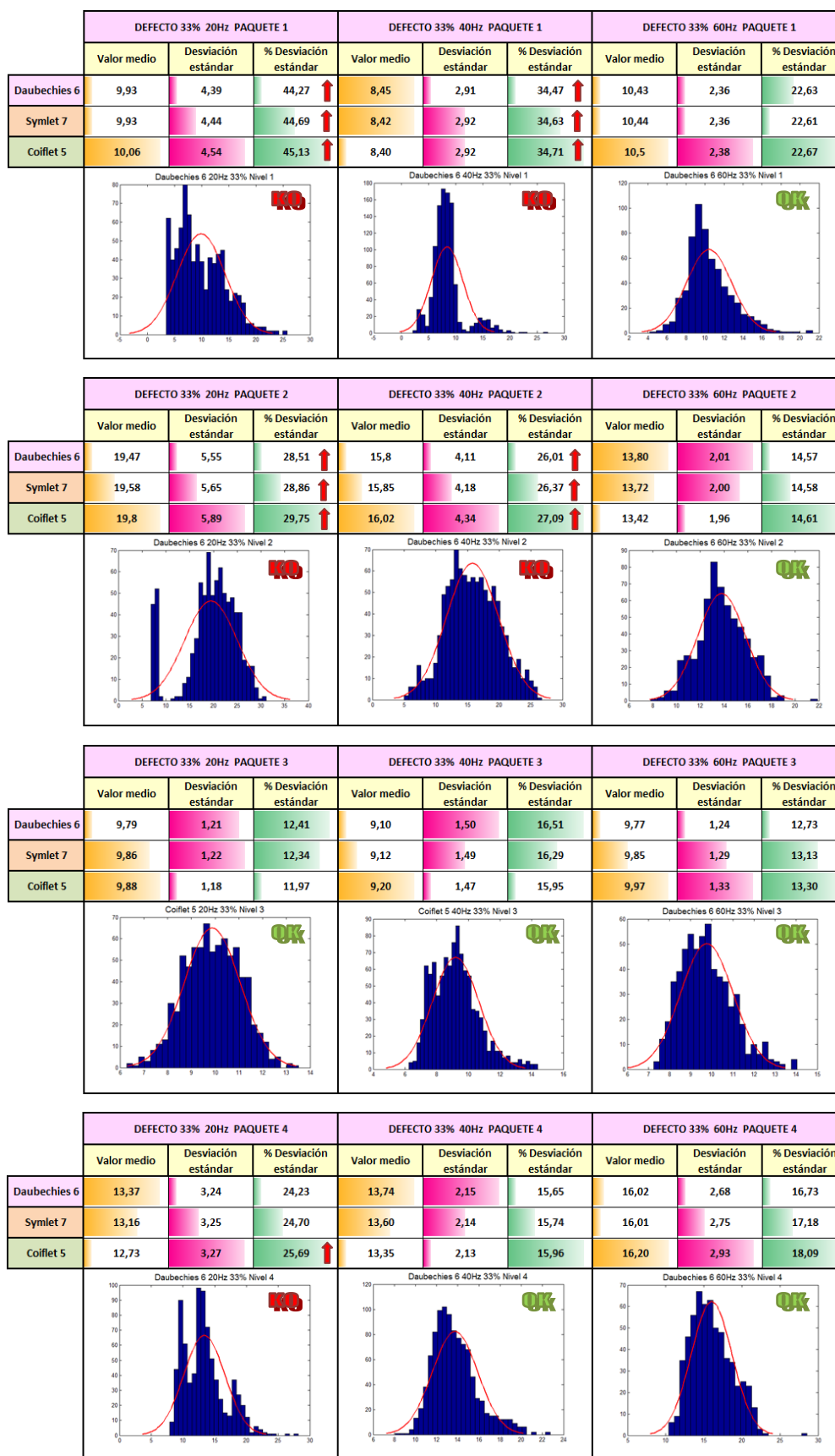


Figura 3.14. Selección Wavelet Madre 33% paquetes 1-4.

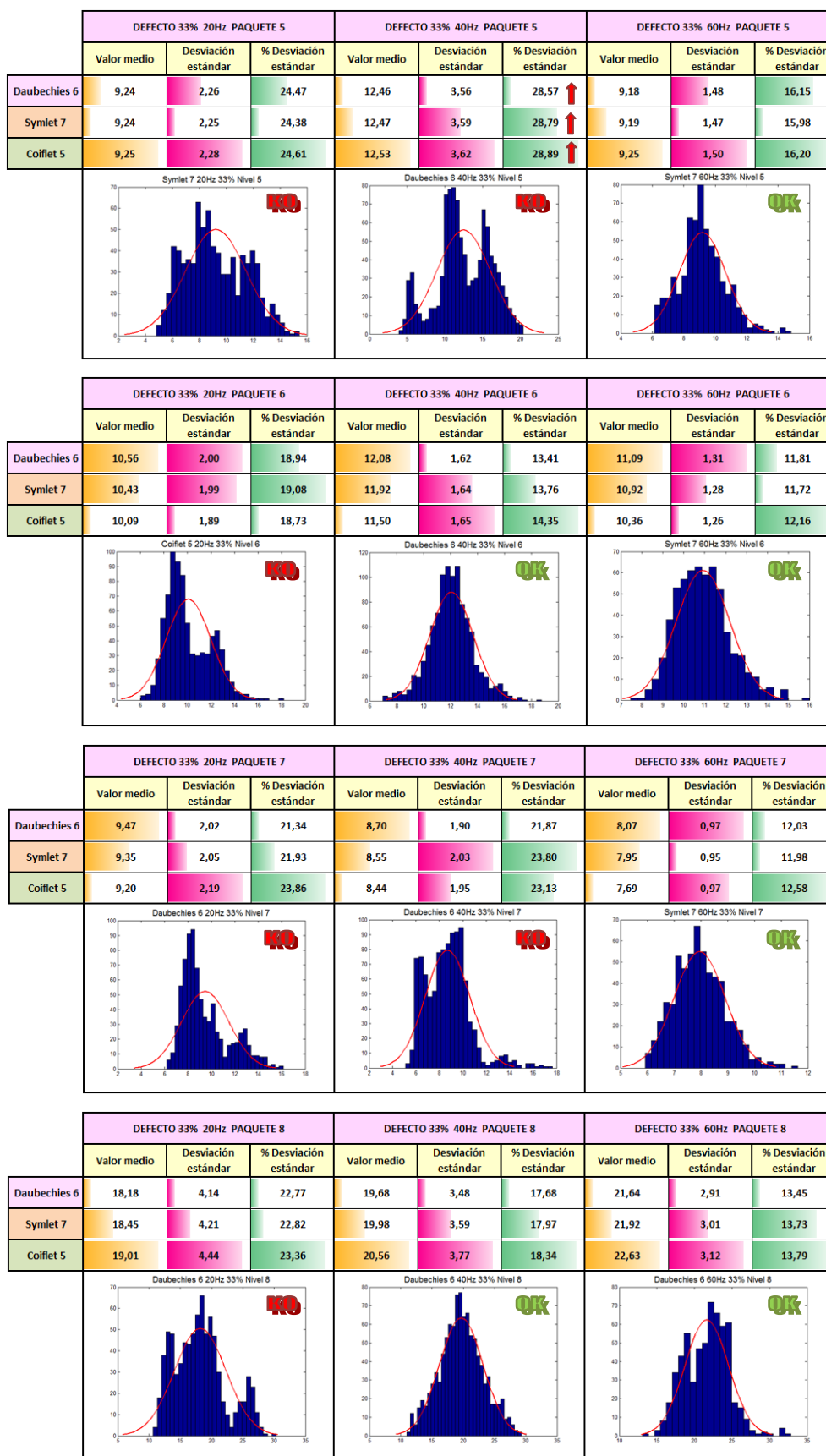


Figura 3.15. Selección Wavelet Madre 33% paquetes 5-8.

3.3. ESTUDIO COMPARATIVO EN EJES CON DEFECTO 66%:

En la figura 3.16. se representan los valores de energía relativa de cada paquete, para todas las velocidades ensayadas con el eje presentando una fisura de tamaño 66% del radio, para cada Wavelet Madre en estudio.

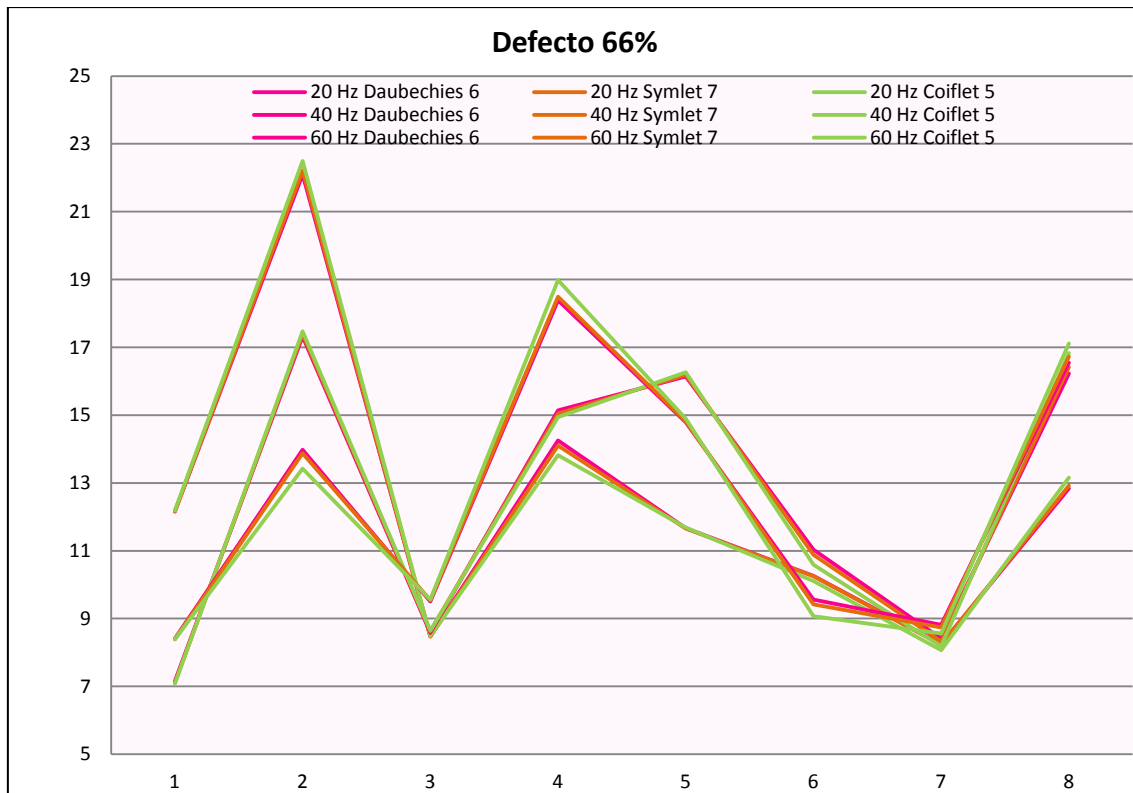


Figura 3.16. Todas las Wavelet Madre y velocidades 66%.

Al igual que en los casos de defecto anteriores, para 66% tenemos representaciones gráficas muy parecidas para velocidades de 20, 40 y 60 Hz, incluso con valores muy aproximados para los paquetes 3 y 7. Y con las mayores diferencias en los paquetes 4 y 6.

En este caso seguiremos con el mismo procedimiento de análisis evaluando, únicamente, las distribuciones de datos que sigue cada Wavelet y sus desviaciones típicas.

CONCLUSIONES DEL ESTUDIO COMPARATIVO: DEFECTO 66%

Como en el caso anterior de defecto 33%, el estudio de desviaciones estándar nos dice, que la velocidad de giro de 20 Hz no nos proporciona datos fiables, por sus elevados valores de desviaciones y por sus malas representaciones de la distribución normal. Esto ocurre en la mayor parte de los paquetes.

Para el caso de 40 Hz, tenemos más paquetes válidos para el análisis y, será cuando comparemos entre todos los casos de defecto, cuando veamos cuales podemos utilizar para la elaboración de nuestro patrón de energía con el objeto de identificar diferentes clases de defecto.

En cambio, tenemos que a 60 Hz, se obtienen los resultados más fiables, al igual que habíamos visto en los otros casos. Además, a 60 Hz, casi todos los paquetes de energía obtienen su mejor representación con la Wavelet Madre db6. Sólo en el paquete de energía 7 vemos que sería mejor la utilización de la coif5. En cualquier caso, podríamos considerar como buena la Daubechies 6 también para este paquete porque tenemos un valor de desviación estándar pequeño en relación al valor medio, y la diferencia entre la Coiflet 5 y la Daubechies 6 es mínima.

En el estudio a 60 Hz también se puede ver que, en determinados casos, la distribución de los datos de la misma señal presenta formas muy diferentes según los paquetes. Éste es el caso del paquete 2 a 40 Hz, en el que los datos parecen formar dos distribuciones normales superpuestas con distinta media. Por ello no se deben considerar situaciones así con un solo valor medio de los datos, ya que, tenemos dos valores diferentes y no podemos elegir cuál es el más adecuado.

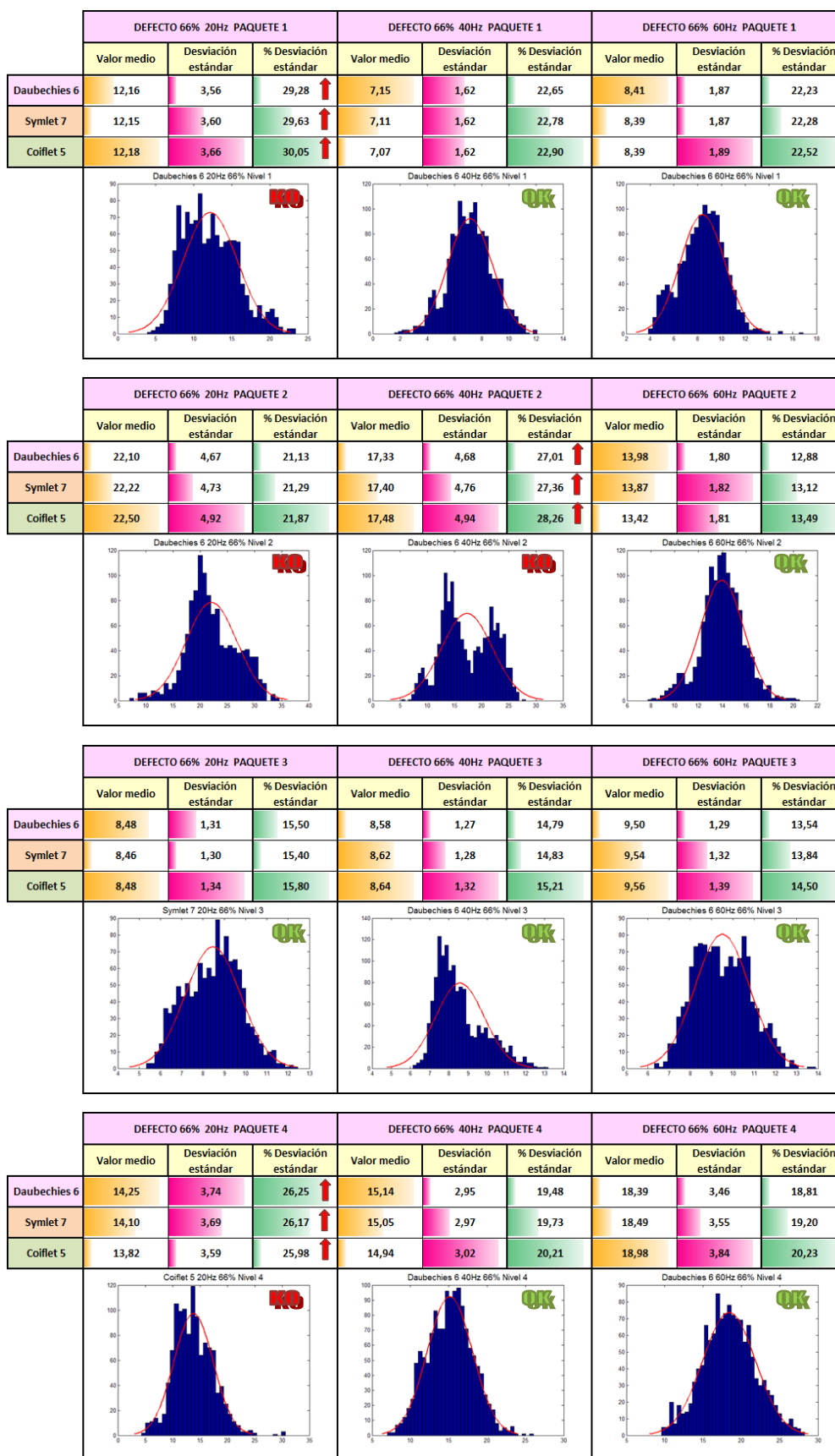


Figura 3.17. Selección Wavelet Madre 66% paquetes 1-4.

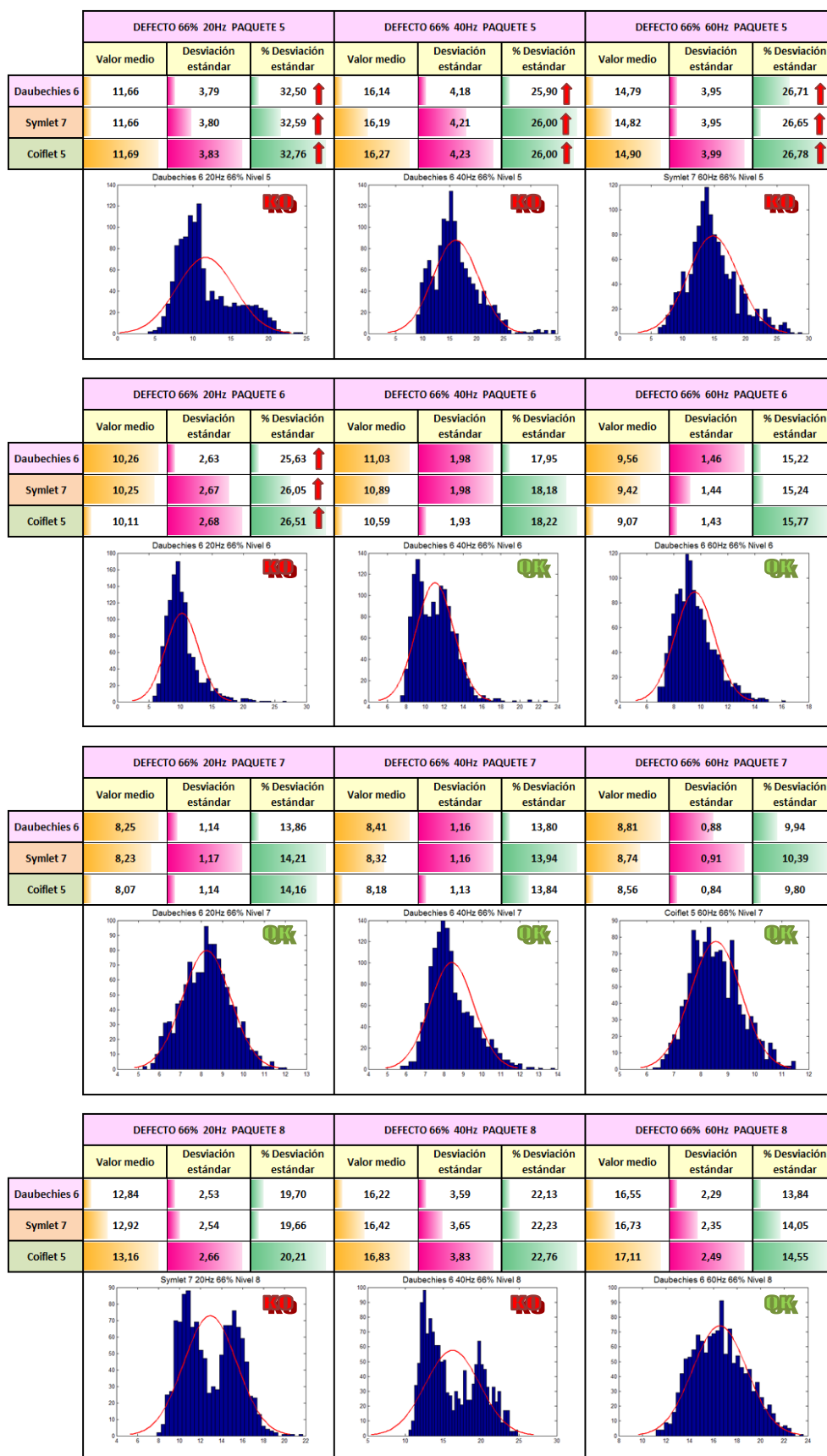


Figura 3.18. Selección Wavelet Madre 66% paquetes 5-8.

3.4. ESTUDIO COMPARATIVO EN EJES CON DEFECTO 100%:

En la figura 3.19. se representan los resultados obtenidos del cálculo de la transformada Wavelet por paquetes utilizando las tres Wavelet Madre objeto de estudio, para un eje con defecto del 100% del radio y a distintas velocidades.

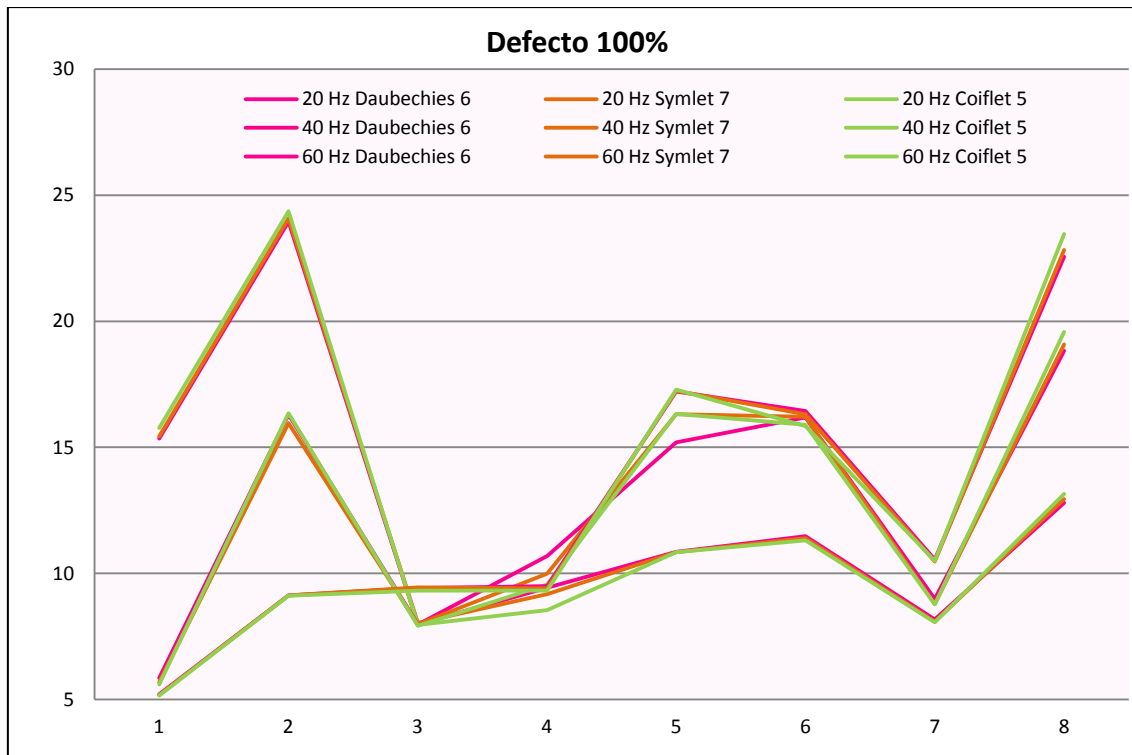


Figura 3.19. Todas las Wavelet Madre y velocidades 100%.

Para un defecto del 100% del radio, se observan mayores diferencias en las gráficas de 20, 40 y 60 Hz entre los valores de energía relativa mostrados por cada Wavelet Madre, este efecto se hace más visible en los paquetes 4 y 5.

El procedimiento a seguir será el mismo, teniendo en cuenta que los datos completos del análisis de desviaciones estándar y de distribuciones normales también se encuentran disponibles en el Anexo II del presente proyecto.



CONCLUSIONES DEL ESTUDIO COMPARATIVO: DEFECTO 100%

Analizando el caso de defecto 100% vemos que tenemos mayor número de paquetes y velocidades no válidas para la representación aceptable de los datos, viendo que esto sucede principalmente por malas distribuciones y no por grandes desviaciones estándar.

Además la mayoría obtiene su mejor representación de los datos con la Daubechies 6, como ocurría en los casos anteriores.

También volvemos a ver el efecto de las dos distribuciones normales superpuestas en la misma gráfica, como ocurre con el paquete 7 a 60 Hz de forma muy clara. La mejor representación se sigue obteniendo con velocidad de 60 Hz para la mayor parte de los paquetes.

La mejor manera de ver qué paquetes y qué velocidad representan mejor los datos será haciendo un estudio de cada paquete y viendo en qué paquetes se obtienen datos fiables para todos los tipos de defecto, para después poder compararlos bajo las mismas condiciones.

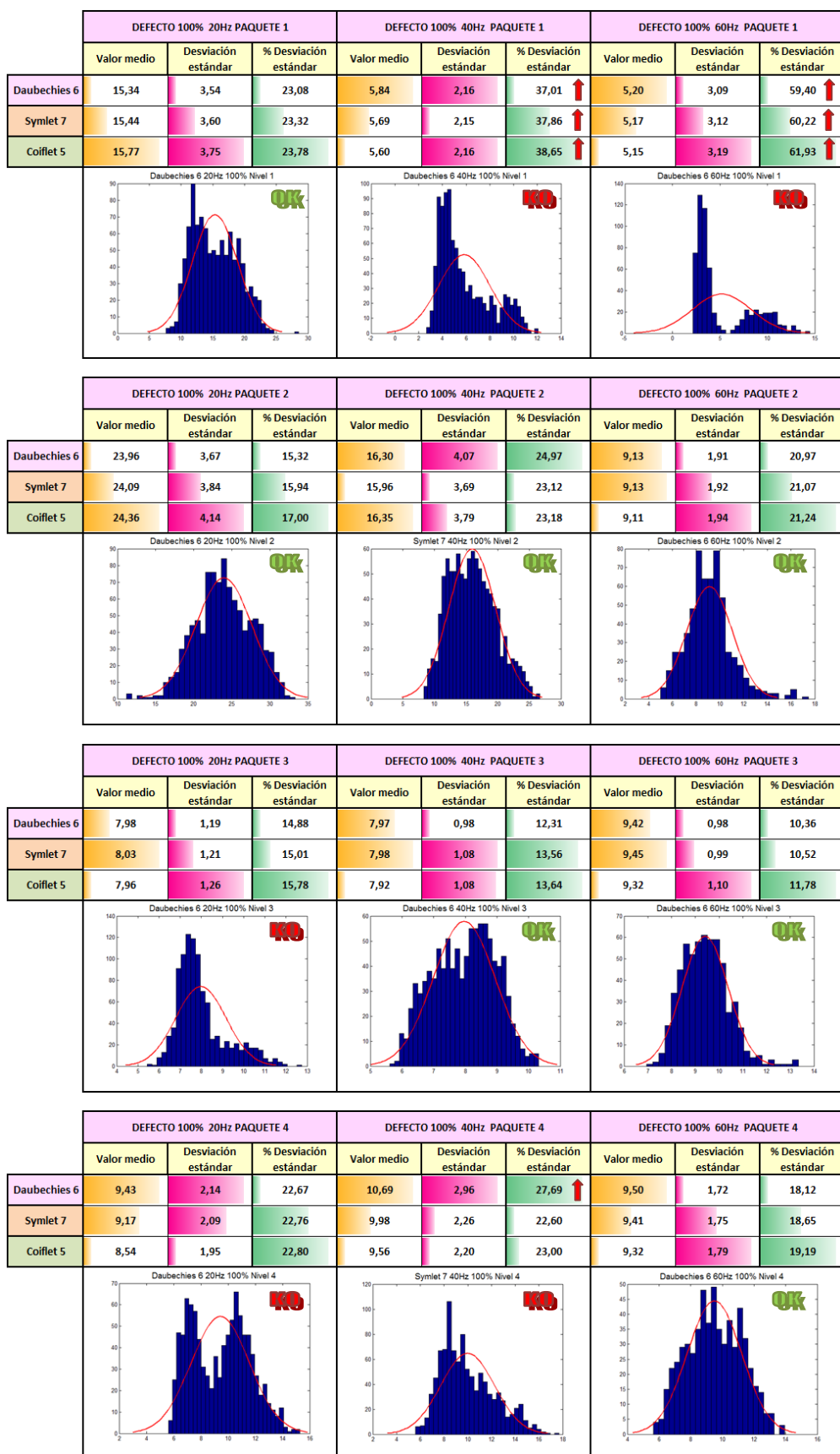


Figura 3.20. Selección Wavelet Madre 100% paquetes 1-4.

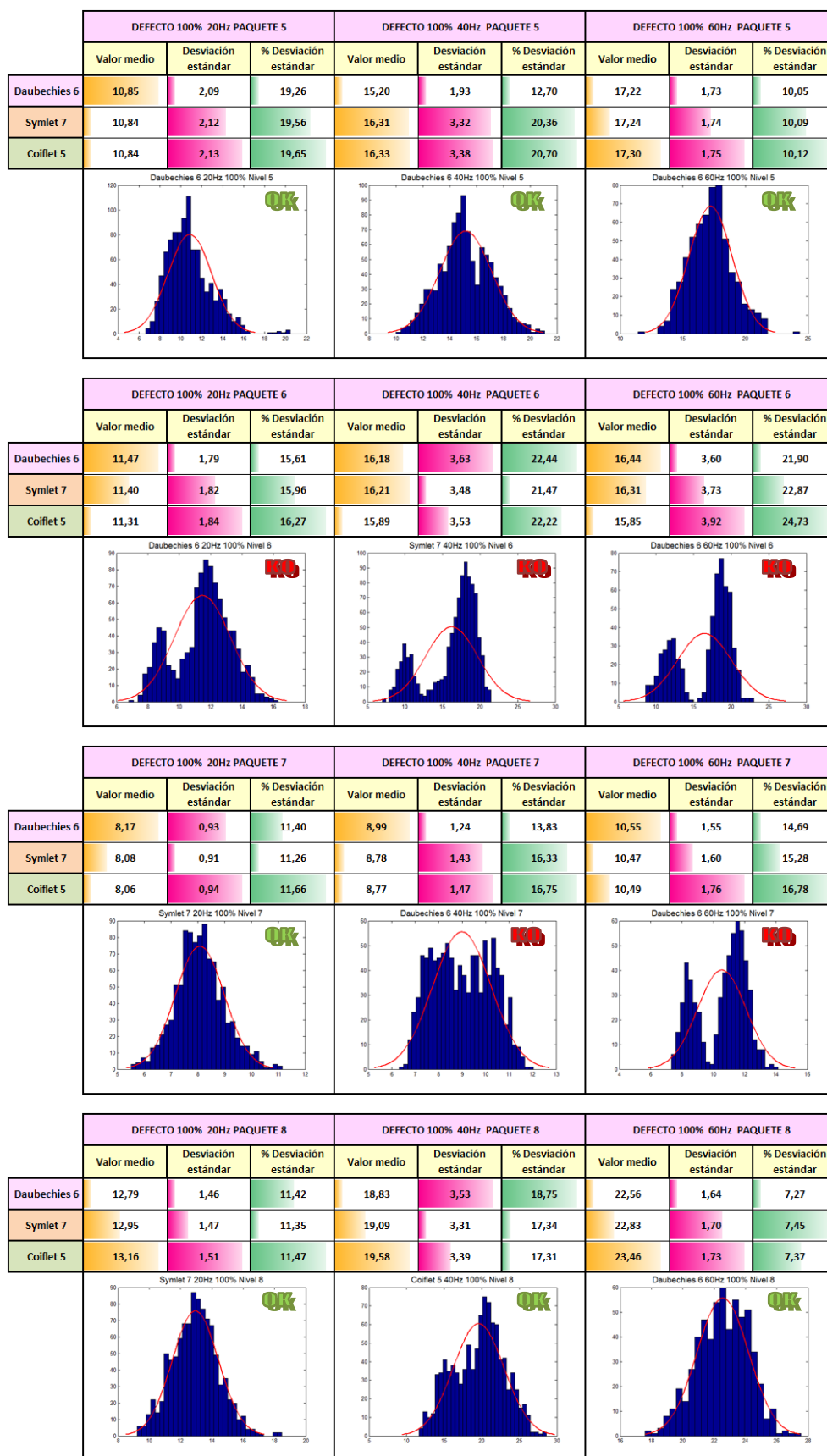


Figura 3.21. Selección Wavelet Madre 100% paquetes 5-8.

3.5. ELECCIÓN WAVELET MADRE

En la tabla 3.5. se presentan los resultados sobre la viabilidad de los datos para ser utilizados como patrón, ya expuestos en las secciones anteriores.

	Defecto	20 Hz	40 Hz	60 Hz
Paquete 1	0%	NO	NO	OK
	33%	NO	NO	OK
	66%	NO	OK	OK
	100%	OK	NO	NO
Paquete 2	0%	OK	OK	OK
	33%	NO	NO	OK
	66%	NO	NO	OK
	100%	OK	OK	OK
Paquete 3	0%	NO	OK	OK
	33%	OK	OK	OK
	66%	OK	OK	OK
	100%	NO	OK	OK
Paquete 4	0%	NO	OK	OK
	33%	NO	OK	OK
	66%	NO	OK	OK
	100%	NO	NO	OK
Paquete 5	0%	NO	NO	NO
	33%	NO	NO	OK
	66%	NO	NO	NO
	100%	OK	OK	OK
Paquete 6	0%	OK	OK	OK
	33%	NO	OK	OK
	66%	NO	OK	OK
	100%	NO	NO	NO
Paquete 7	0%	NO	NO	OK
	33%	NO	NO	OK
	66%	OK	OK	OK
	100%	OK	NO	NO
Paquete 8	0%	NO	OK	OK
	33%	NO	OK	OK
	66%	NO	NO	OK
	100%	OK	OK	OK

Tabla 3.5. Resumen selección Wavelet Madre.



La tabla 3.5. resume para cada paquete de energía, defecto y velocidad, si los datos obtenidos tras el procesado mediante las Wavelet Madre estudiadas, muestra datos fiables para la elaboración del patrón. Dicho patrón tiene que permitir identificar defectos por comparación de los valores de energía relativa, de cada paquete de un eje cualquiera, con los obtenidos para un eje sano bajo las mismas condiciones.

Se muestran como “OK” las condiciones para las que se han obtenido buenos resultados y como “KO” las condiciones que tienen resultados no admisibles.

Para considerar que, de un determinado paquete de energía, se pueden sacar conclusiones acerca de las variaciones de energía entre distintos tipos de defecto, primero tiene que tener una validación en los datos con las condiciones de eje sano (defecto 0%). Esto es así porque primero tenemos que tener datos fiables del eje sano para que puedan ser comparados con los del resto de defectos.

Los paquetes que tienen condiciones de ensayo de las que se puede obtener información se muestran con las celdas de matriz sombreadas en color verde. El resto de los paquetes y condiciones no se consideran válidos.

Aunque en la mayoría de los casos, los niveles de energía de cada paquete se ajustan a una distribución normal, se encuentra cierta dispersión en los resultados obtenidos. Para justificar esto sería necesario estudiar cada uno de los ensayos realizados y sus condiciones, ya que no se ha podido garantizar la repetibilidad en los ensayos. Como futuro desarrollo se pretende realizar este mismo análisis con ensayos de repetibilidad garantizada.

A partir de ahora, para los estudios posteriores de este proyecto, se va a considerar como Wavelet Madre más adecuada, para el procesado de los datos de vibraciones, la Daubechies 6, por ser la que mejores resultados proporciona, como hemos visto durante este apartado.



Las conclusiones de este apartado se han realizado de manera que la selección de los paquetes se ha llevado a cabo desde el punto de vista estadístico. Para la elaboración del patrón se realizarán comparaciones de los valores de energía relativa para un mismo nivel de energía y los diferentes estados de defecto, observando si las variaciones entre los distintos defectos dan resultados que se puedan extrapolar a un patrón de energías que permita la identificación de cada defecto. Este estudio se va a realizar en el siguiente apartado, sólo para la Wavelet Madre Daubechies 6. Después se tomarán aquellos paquetes de los que hayan podido obtener conclusiones sobre las variaciones de energía y se seleccionarán aquellos que hayan sido identificados como valores fiables en este apartado.

4. DAUBECHIES 6



Como se ha concluido en el capítulo anterior, la Wavelet Madre que mejor representa las vibraciones en elementos mecánicos rotatorios, es la Daubechies de orden 6 (db6 a partir de ahora). En este capítulo se va a realizar el estudio particular del patrón de energías de los paquetes Wavelet utilizando en la descomposición la Wavelet Madre db6. El mismo estudio particular ha sido realizado también con las Wavelet Madre Symlet 7 y Coiflet 5 incluyendo sus resultados en el Anexo IV.

4.1. EXPOSICIÓN DE LOS DATOS OBTENIDOS

En este apartado se van a presentar de manera esquemática los resultados obtenidos del procesado completo de los datos, es decir, tras haber aplicado la transformada de Paquetes Wavelet a cada carpeta de archivos (correspondientes a un ensayo), se realiza la media de los valores de energía relativa de cada paquete, obtenidos para cada carpeta, tal y como se ha descrito en el apartado 2 “Tratamiento de los datos”. De este modo facilitamos la visión de los resultados y el análisis de los mismos. El procesamiento y obtención de los resultados presentados ha sido realizado con el programa ADEVI.

En los gráficos de las siguientes figuras se representan los valores de energía relativa de cada paquete para cada velocidad de giro y defecto, y en las tablas se presenta una tabla resumen con sus valores numéricos de energía relativa para cada estado de defecto. Después se muestran los gráficos de comparación según la velocidad. Y por último las representaciones muestran las variaciones que se ven entre los valores de energía entre los distintos paquetes y entre distintas velocidades para un mismo defecto.

DATOS OBTENIDOS PARA DAUBECHIES 6 20 Hz

La figura 3.22. muestra los valores de energía relativa de cada paquete, representados en un gráfico de barras, obtenidos al aplicar la Transformada Wavelet por Paquetes a los datos de aceleraciones del eje girando a 20 Hz, para cada estado de defecto analizado. Los valores numéricos quedan reflejados en la tabla 3.6.

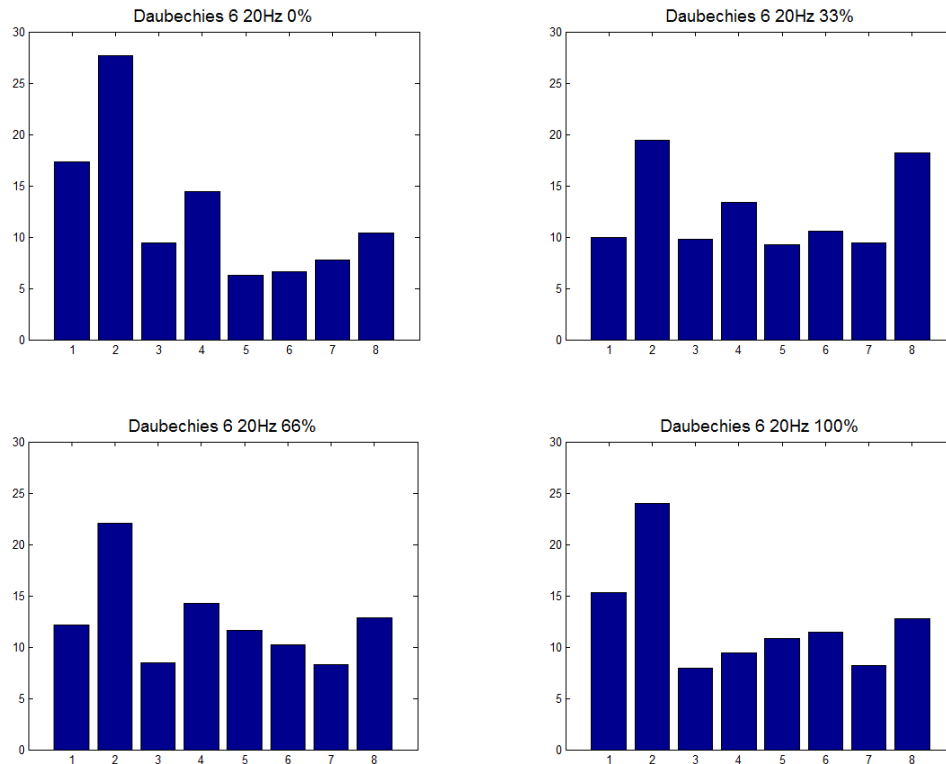


Figura 3.22. Paquetes de energía Daubechies 6 20 Hz.

Eje 2 Daubechies 6 20Hz				
NIVEL DE ENERGÍA	0%	33%	66%	100%
1	17,30	9,93	12,16	15,34
2	27,64	19,47	22,10	23,96
3	9,47	9,79	8,48	7,98
4	14,47	13,37	14,25	9,43
5	6,28	9,24	11,66	10,85
6	6,66	10,56	10,26	11,47
7	7,77	9,47	8,25	8,17
8	10,41	18,18	12,84	12,79

Tabla 3.6. Valores de energía Daubechies 6 20 Hz.

Para comparar mejor los datos adquiridos véase el gráfico de comparación para cada defecto (figura 3.23.) donde se representan las energías relativas de cada paquete ordenado por tipo de defecto. Así como la tabla 3.7. donde se pueden observar las diferencias entre los valores de energía relativa de cada paquete.

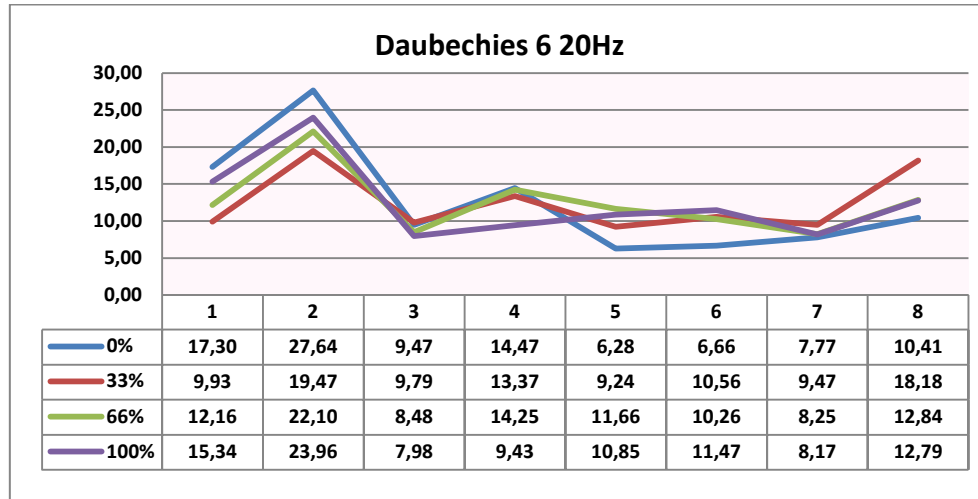


Figura 3.23. Gráfico de comparación Daubechies 6 20 Hz para cada defecto.

Si comparamos las variaciones de energía relativa de unos paquetes a otros entre los diferentes estados de defecto se puede ver que, para todos los defectos, la energía del paquete 2 aumenta en más de un 50% respecto al nivel 1.

En el paso del nivel de energía 2 al 3, ésta disminuye para todos los defectos en torno al 50-60%.

Del paquete 3 al 4 la energía relativa de todos aumenta, pero en este caso aumenta de manera diferente según el defecto.

Y por último, se puede identificar que el paso del 7 al 8 también se hace aumentando el valor de la energía relativa.

Daubechies 6 20Hz				
NIVEL DE ENERGÍA	0%	33%	66%	100%
1	17,30	9,93	12,16	15,34
Variación de 1 a 2	↑	↑	↑	↑
	59,8%	96,2%	81,7%	56,1%
2	27,64	19,47	22,10	23,96
Variación de 2 a 3	↓	↓	↓	↓
	65,7%	49,7%	61,6%	66,7%
3	9,47	9,79	8,48	7,98
Variación de 3 a 4	↑	↑	↑	↑
	52,7%	36,6%	68,1%	18,2%
4	14,47	13,37	14,25	9,43
Variación de 4 a 5	↓	↓	↓	↑
	56,6%	30,9%	18,2%	15,1%
5	6,28	9,24	11,66	10,85
Variación de 5 a 6	↑	↑	↓	↑
	6,1%	14,2%	12,0%	5,7%
6	6,66	10,56	10,26	11,47
Variación de 6 a 7	↑	↓	↓	↓
	16,7%	10,3%	19,6%	28,8%
7	7,77	9,47	8,25	8,17
Variación de 7 a 8	↑	↑	↑	↑
	33,9%	92,0%	55,6%	56,5%
8	10,41	18,18	12,84	12,79

Tabla 3.7. Tabla de variación de los valores de energía entre paquetes Daubechies 6 20 Hz.

Otro modo analizar los datos obtenidos puede ser mediante su representación considerando los paquetes por separado (figura 3.24.) y comparando la variación de los valores de energía entre distintos tipos de defecto para un determinado paquete (tabla 3.8.).

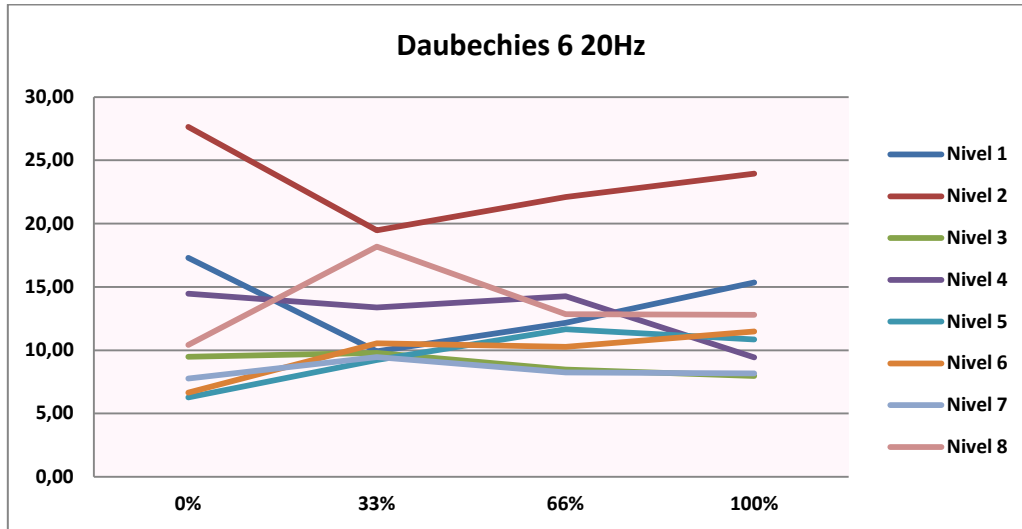


Figura 3.24. Gráfico de comparación Daubechies 6 20 Hz nivel de energía.

Daubechies 6 20Hz										
NIVEL DE ENERGÍA	0%	Variación de 0% a 33%		33%	Variación de 33% a 66%		66%	Variación de 66% a 100%		100%
1	17,30	↓	42,6%	9,93	↑	22,5%	12,16	↑	26,2%	15,34
2	27,64	↓	29,5%	19,47	↑	13,5%	22,10	↑	8,4%	23,96
3	9,47	↑	3,3%	9,79	↓	13,4%	8,48	↓	5,9%	7,98
4	14,47	↓	7,6%	13,37	↑	6,6%	14,25	↓	33,8%	9,43
5	6,28	↑	47,2%	9,24	↑	26,2%	11,66	↓	6,9%	10,85
6	6,66	↑	58,5%	10,56	↓	2,8%	10,26	↑	11,8%	11,47
7	7,77	↑	21,8%	9,47	↓	12,9%	8,25	↓	0,9%	8,17
8	10,41	↑	74,6%	18,18	↓	29,4%	12,84	↓	0,4%	12,79

Tabla 3.8. Tabla de comparación Daubechies 6 20 Hz por defecto.

Comparando los diferentes estados de defecto para nivel de energía a 20 Hz se puede ver que los paquetes 1 y 2 son los que muestran más información. Para estos dos niveles de energía la energía relativa siempre es mayor para el eje sano y luego va descendiendo de mayor defecto a menor defecto:

$$E_{0\%}^{paquete 1} > E_{100\%}^{paquete 1} > E_{66\%}^{paquete 1} > E_{33\%}^{paquete 1}$$

$$E_{0\%}^{paquete 2} > E_{100\%}^{paquete 2} > E_{66\%}^{paquete 2} > E_{33\%}^{paquete 2}$$

DATOS OBTENIDOS PARA DAUBECHIES 6 40 Hz

La figura 3.25. muestra las representaciones proporcionadas por el programa ADEVI al hacer la descomposición por Paquetes Wavelet para cada estado de defecto a una velocidad de giro del eje de 40 Hz. Los valores numéricos correspondientes a los diagramas de barras anteriores se indican en la tabla 3.9.

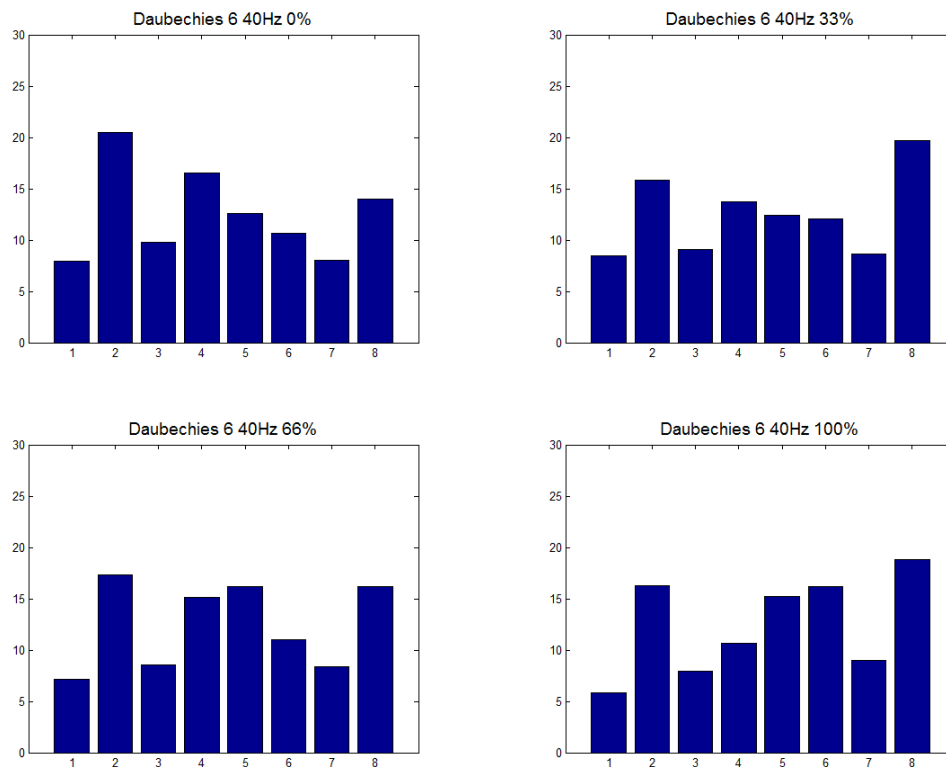


Figura 3.25. Paquetes de energía Daubechies 6 40 Hz.

Eje 2 Daubechies 6 40Hz				
NIVEL DE ENERGÍA	0%	33%	66%	100%
1	7,94	8,48	7,15	5,84
2	20,47	15,83	17,33	16,30
3	9,81	9,07	8,58	7,97
4	16,51	13,74	15,14	10,69
5	12,58	12,38	16,14	15,20
6	10,67	12,10	11,03	16,18
7	8,02	8,66	8,41	8,99
8	14,01	19,73	16,22	18,83

Tabla 3.9. Valores de energía Daubechies 6 40 Hz.

Al igual que en el caso de velocidad de giro del eje 20 Hz, se pueden comparar, de manera más clara, los datos adquiridos observando la representación conjunta de los diferentes estados de defecto en el eje. Su representación gráfica se puede ver en la figura 3.26. y la comparación de los diferentes valores mostrados en la gráfica se indica en la tabla 3.10.

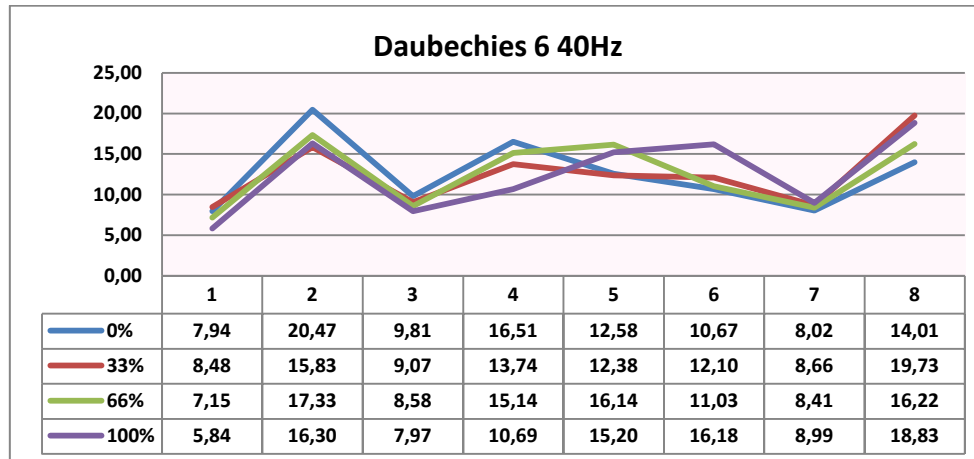


Figura 3.26. Gráfico de comparación Daubechies 6 40 Hz para cada defecto.

A 40 Hz se identifican de manera más claras las mismas variaciones que se han visto para velocidad de giro 20 Hz.

La diferencia entre el nivel 1 y el 2 es de un aumento muy fuerte para todos los defectos (entre el 90 y el 180%).

También se pueden identificar un claro descenso de valor de energía relativa entre el paquete 2 y el 3 en todos los casos de defecto en torno al 50%.

Se observa la misma tendencia entre defectos para los casos de nivel 6 a 8.

Daubechies 6 40Hz				
NIVEL DE ENERGÍA	0%	33%	66%	100%
1	7,94	8,48	7,15	5,84
Variación de 1 a 2	↑	↑	↑	↑
	157,8%	86,7%	142,3%	178,9%
2	20,47	15,83	17,33	16,30
Variación de 2 a 3	↓	↓	↓	↓
	52,1%	42,7%	50,5%	51,1%
3	9,81	9,07	8,58	7,97
Variación de 3 a 4	↑	↑	↑	↑
	68,3%	51,4%	76,5%	34,2%
4	16,51	13,74	15,14	10,69
Variación de 4 a 5	↓	↓	↑	↑
	23,8%	9,8%	6,6%	42,2%
5	12,58	12,38	16,14	15,20
Variación de 5 a 6	↓	↓	↓	↑
	15,2%	2,3%	31,7%	6,5%
6	10,67	12,10	11,03	16,18
Variación de 6 a 7	↓	↓	↓	↓
	24,8%	28,4%	23,8%	44,5%
7	8,02	8,66	8,41	8,99
Variación de 7 a 8	↑	↑	↑	↑
	74,6%	127,8%	93,0%	109,6%
8	14,01	19,73	16,22	18,83

Tabla 3.10. Tabla de variación de los valores de energía entre paquetes Daubechies 6 40 Hz.

Si ahora comparamos para cada nivel (véase figura 3.27. y tabla 3.11.), la diferencia que hay entre defectos, podemos ver que para los niveles 2, 4 y 5 las variaciones entre defectos siguen el mismo patrón de bajadas y subidas en el valor de la energía relativa, el paquete experimenta una bajada en el valor de la energía relativa desde el eje sano hasta el 100%. Y por último, los paquetes 6, 7 y 8 siguen el mismo patrón de subida de la energía en el paso de 0% de defecto al 33%, bajada del 33% al 66% y subida del 66% al 100%.

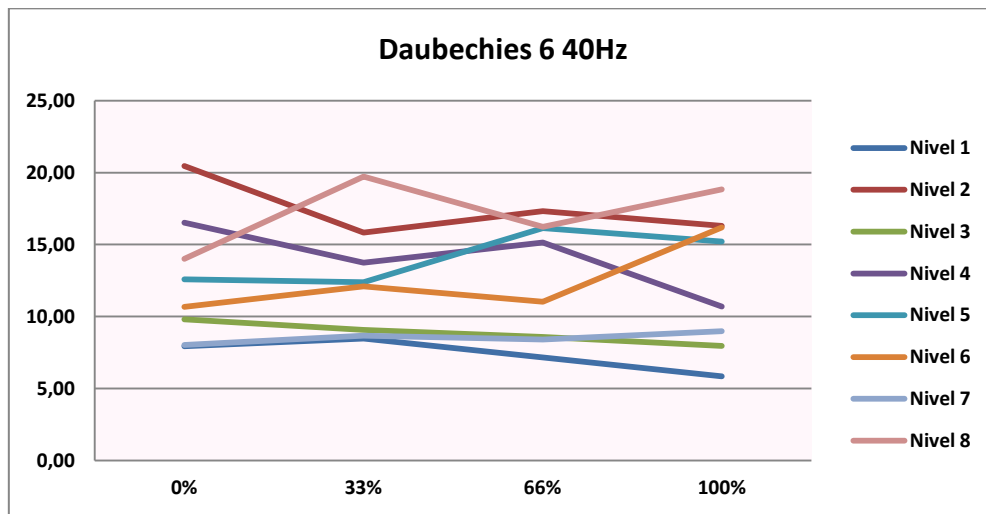


Figura 3.27. Gráfico de comparación Daubechies 6 40 Hz nivel de energía.

Daubechies 6 40Hz										
NIVEL DE ENERGÍA	0%	Variación de 0% a 33%		33%	Variación de 33% a 66%		66%	Variación de 66% a 100%		100%
1	7,94	↑	6,8%	8,48	↓	15,7%	7,15	↓	18,3%	5,84
2	20,47	↓	22,6%	15,83	↑	9,4%	17,33	↓	5,9%	16,30
3	9,81	↓	7,5%	9,07	↓	5,4%	8,58	↓	7,1%	7,97
4	16,51	↓	16,8%	13,74	↑	10,2%	15,14	↓	29,4%	10,69
5	12,58	↓	1,6%	12,38	↑	30,3%	16,14	↓	5,9%	15,20
6	10,67	↑	13,4%	12,10	↓	8,8%	11,03	↑	46,7%	16,18
7	8,02	↑	8,0%	8,66	↓	3,0%	8,41	↑	6,9%	8,99
8	14,01	↑	40,9%	19,73	↓	17,8%	16,22	↑	16,1%	18,83

Tabla 3.11. Tabla de comparación Daubechies 6 40 Hz por defecto.

DATOS OBTENIDOS PARA DAUBECHIES 6 60 Hz

Por último se presentan los datos adquiridos del procesamiento de la señal obtenida para los ensayos del eje a 60 Hz de velocidad (figura 3.28.) y sus valores numéricos (tabla 3.12.) para cada estado de defecto del eje.

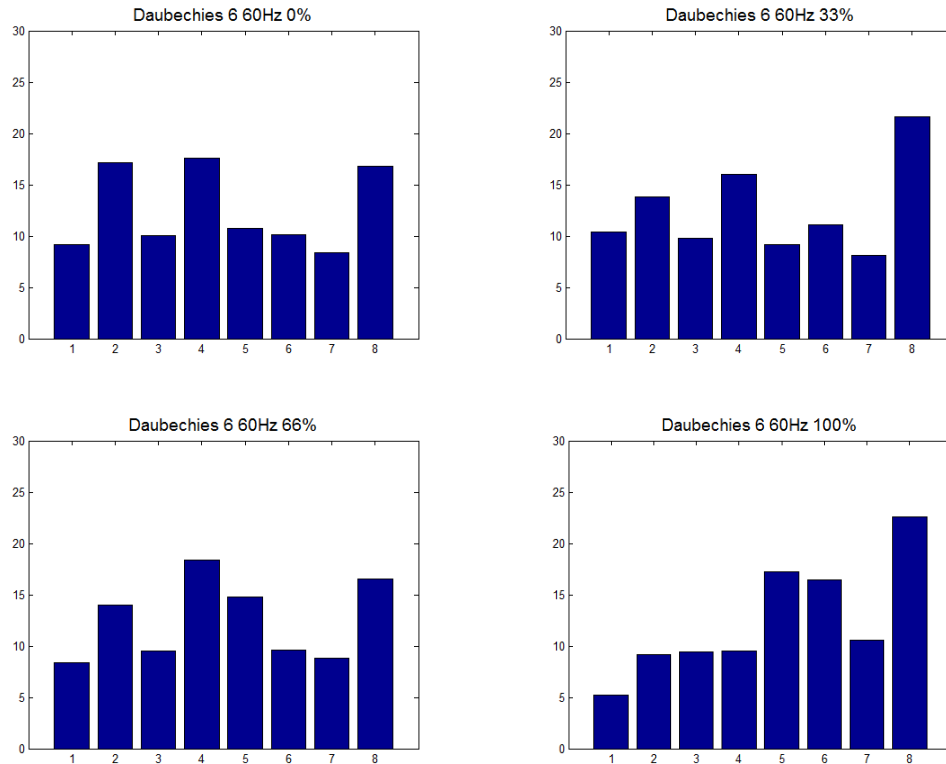


Figura 3.28. Paquetes de energía Daubechies 6 60 Hz.

Eje 2 Daubechies 6 60Hz				
NIVEL DE ENERGÍA	0%	33%	66%	100%
1	9,20	10,43	8,41	5,20
2	17,11	13,80	13,98	9,13
3	10,08	9,77	9,50	9,41
4	17,61	16,02	18,39	9,50
5	10,70	9,18	14,79	17,22
6	10,13	11,09	9,56	16,44
7	8,34	8,07	8,81	10,55
8	16,82	21,64	16,55	22,56

Tabla 3.12. Valores de energía Daubechies 6 60 Hz.

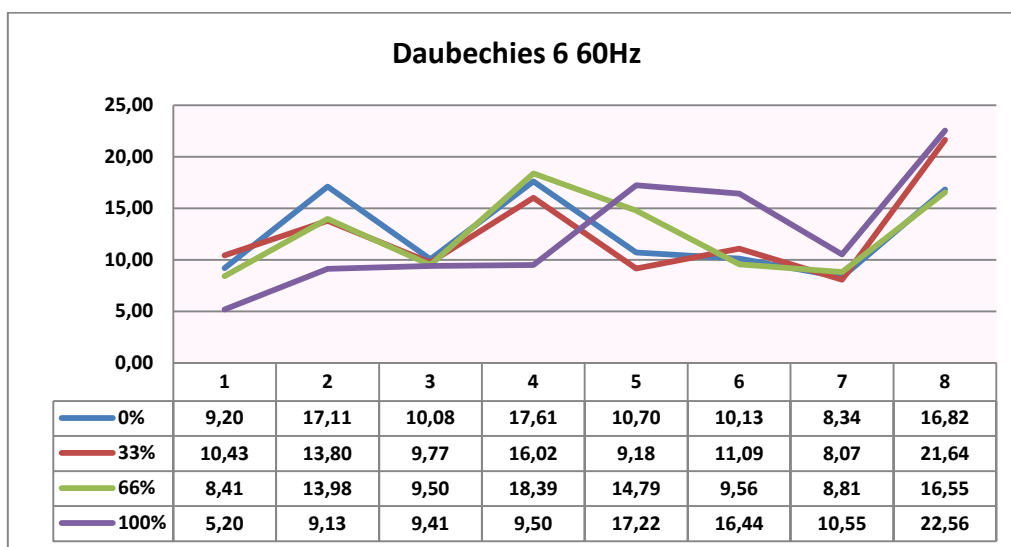


Figura 3.29. Gráfico de comparación Daubechies 6 60 Hz para cada defecto.

El gráfico de la figura 3.29. muestra la comparación de los valores de energía relativa de cada paquete para todos los defectos estudiados, y en la tabla 3.13. se indican las variaciones existentes entre la energía de los distintos paquetes.

A 60 Hz seguimos viendo un aumento de energía relativa entre el nivel 1 y el 2 para todos los defectos, un descenso leve entre el paquete 6 y el 7 y un aumento notable del paso del paquete 7 al 8 (>80%).

Daubechies 6 60Hz				
NIVEL DE ENERGÍA	0%	33%	66%	100%
1	9,20	10,43	8,41	5,20
Variación de 1 a 2	↑	↑	↑	↑
	86,0%	32,3%	66,1%	75,6%
2	17,11	13,80	13,98	9,13
Variación de 2 a 3	↓	↓	↓	↑
	41,1%	29,2%	32,0%	3,2%
3	10,08	9,77	9,50	9,41
Variación de 3 a 4	↑	↑	↑	↑
	74,7%	64,0%	93,5%	0,9%
4	17,61	16,02	18,39	9,50
Variación de 4 a 5	↓	↓	↓	↑
	39,2%	42,7%	19,6%	81,3%
5	10,70	9,18	14,79	17,22
Variación de 5 a 6	↓	↑	↓	↓
	5,3%	20,8%	35,3%	4,5%
6	10,13	11,09	9,56	16,44
Variación de 6 a 7	↓	↓	↓	↓
	17,7%	27,2%	7,9%	35,9%
7	8,34	8,07	8,81	10,55
Variación de 7 a 8	↑	↑	↑	↑
	101,7%	168,0%	87,8%	113,9%
8	16,82	21,64	16,55	22,56

Tabla 3.13. Tabla de variación de los valores de energía entre paquetes Daubechies 6 60 Hz.

Como se ha ido viendo en la presentación de los datos obtenidos, la forma de analizar los datos de la que más información se puede extraer es la comparación de los valores de energía de cada paquete al ir variando el estado de defecto del eje. Dicha comparación se muestra, para una velocidad de giro del eje de 60 Hz, en el gráfico de la figura 3.30. y en la tabla 3.14.

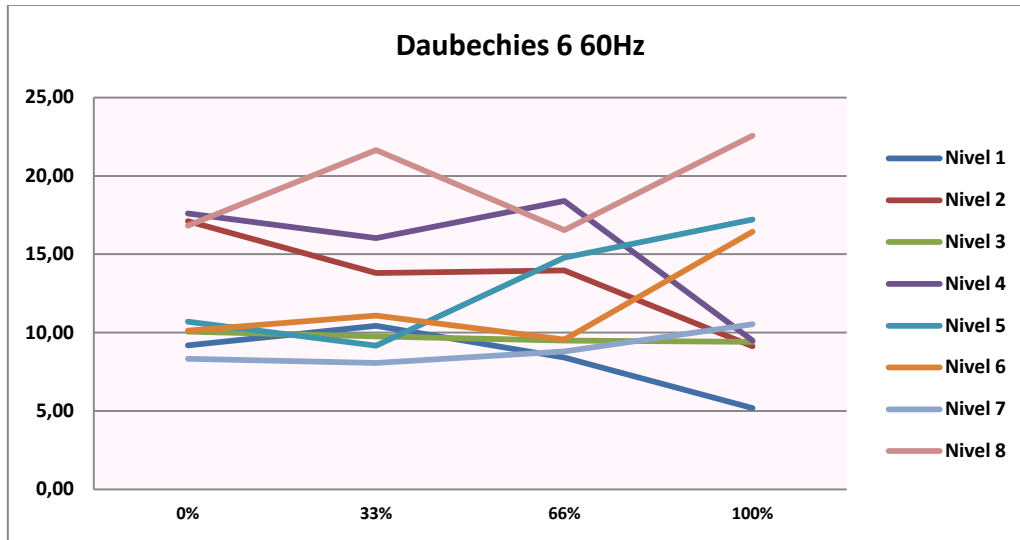


Figura 3.30. Gráfico de comparación Daubechies 6 60 Hz nivel de energía.

Daubechies 6 60Hz										
NIVEL DE ENERGÍA	0%	Variación de 0% a 33%		33%	Variación de 33% a 66%		66%	Variación de 66% a 100%		100%
1	9,20	↑	13,4%	10,43	↓	19,4%	8,41	↓	38,2%	5,20
2	17,11	↓	19,4%	13,80	↑	1,3%	13,98	↓	34,7%	9,13
3	10,08	↓	3,1%	9,77	↓	2,7%	9,50	↓	0,9%	9,41
4	17,61	↓	9,0%	16,02	↑	14,8%	18,39	↓	48,4%	9,50
5	10,70	↓	14,3%	9,18	↑	61,2%	14,79	↑	16,4%	17,22
6	10,13	↑	9,5%	11,09	↓	13,8%	9,56	↑	71,9%	16,44
7	8,34	↓	3,2%	8,07	↑	9,2%	8,81	↑	19,7%	10,55
8	16,82	↑	28,6%	21,64	↓	23,5%	16,55	↑	36,3%	22,56

Tabla 3.14. Tabla de comparación Daubechies 6 60 Hz por defecto.

Para velocidad de 60 Hz los paquetes de energía que discriminan mejor son, a simple vista, el 2 y el 4 puesto que tienen un patrón bastante parecido. Se puede identificar bastante bien un defecto grande por comparación de energía con un eje sano para estos dos paquetes.

CAPÍTULO 4



Análisis de resultados

1. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DE LOS PAQUETES

En este capítulo se va a analizar la energía de cada paquete por separado, para intentar obtener el patrón de energías relativas. Tomando como base los valores de energía relativa del eje sano, se van a observar las variaciones de cada nivel de defecto para cada velocidad. De este modo se puede ver si las variaciones de energía sufridas por cada defecto en relación al eje sano, en cada paquete y velocidad, son suficientes para poder identificar el tipo de defecto del que se trata.

Se considerará que la variación es suficiente cuando los valores máximos y mínimos, obtenidos de aplicar al valor medio de energía la desviación estándar del eje sano, no interfieren en los valores máximos y mínimos del otro defecto con el que se esté comparando.

El estudio se va a realizar exclusivamente con la Wavelet Madre Db6, puesto que en el anterior capítulo ha sido considerada como la más adecuada para este trabajo.

Tras este estudio, se compararán los resultados obtenidos con el estudio de los datos realizado en la sección 3 del capítulo 2, “Comparación entre Wavelets Madre”, con el objeto de encontrar un patrón lo más representativo posible.

El proceso seguido en elección de las mejores condiciones para la detección de defectos se puede ver de manera esquemática en las figuras 4.1. y 4.2.

La figura 4.1. muestra cómo se obtienen los datos de valores medios y desviaciones estándar de los distintos paquetes, para su representación según el grado de defecto. Mientras que en la figura 4.2. se pueden ver los pasos seguidos para la selección de los datos, que serán desarrollados en las siguientes secciones.

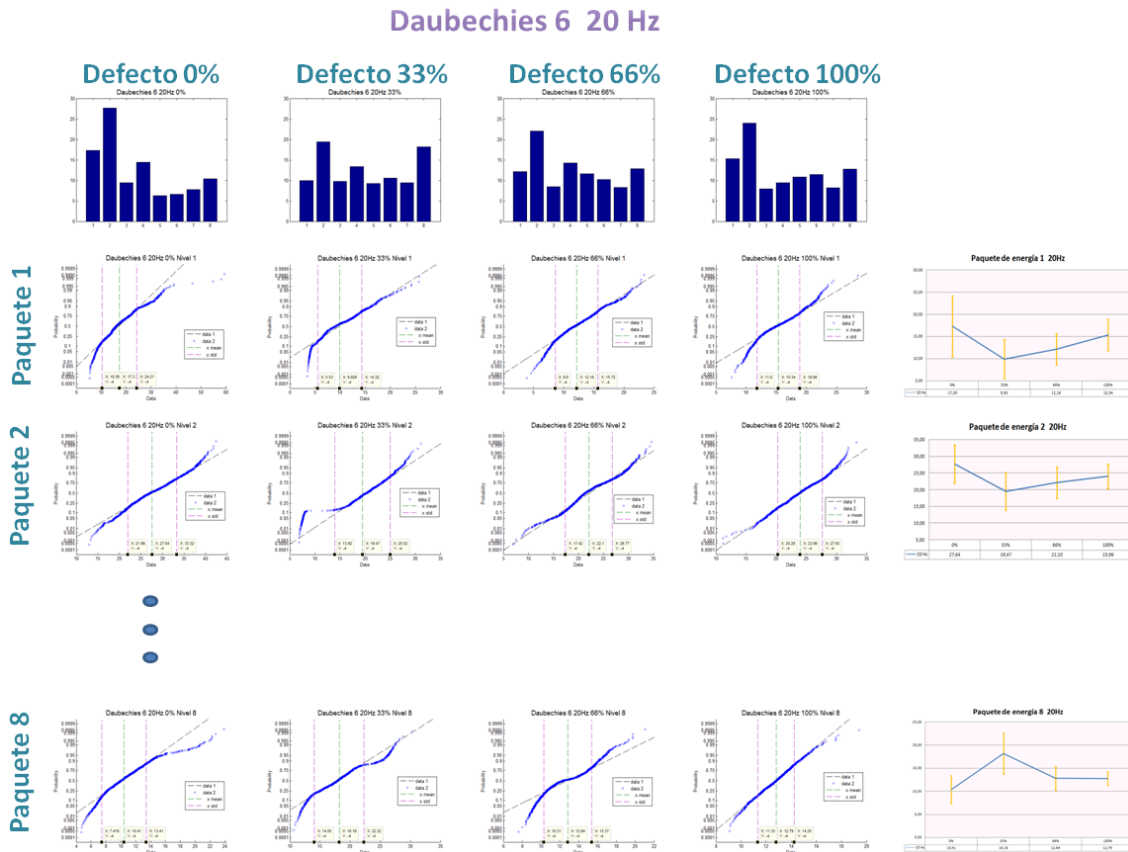


Figura 4.1. Proceso de obtención de los datos.

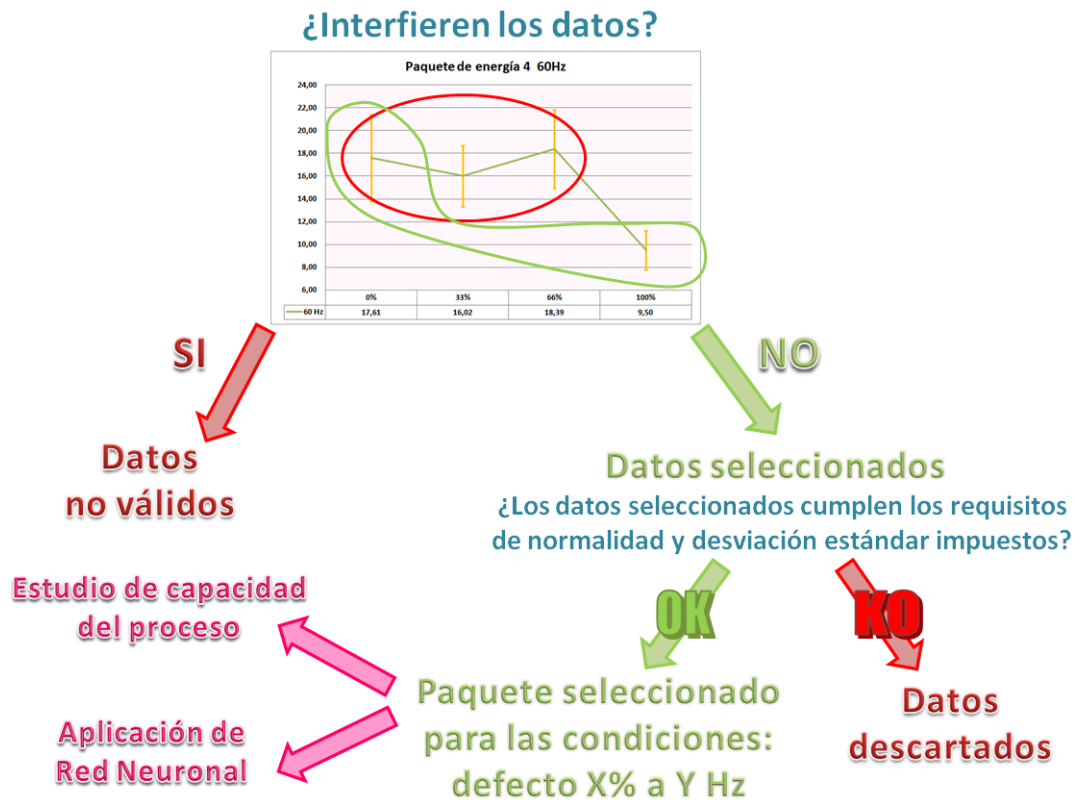


Figura 4.2. Proceso de elección de las mejores condiciones.

1.1. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 1:

En la figura 4.3. se puede observar la evolución que sigue la energía relativa del paquete 1 al ir pasando por los diferentes estados de defecto y a cada velocidad de giro, de este modo se puede comprobar si la energía sigue alguna tendencia, bien por aumento del grado de defecto o bien por el aumento de la velocidad de giro. Las variaciones representadas en dicho gráfico quedan cuantificadas en la tabla 4.1., siempre haciendo referencia a la variación de energía respecto al eje sano.

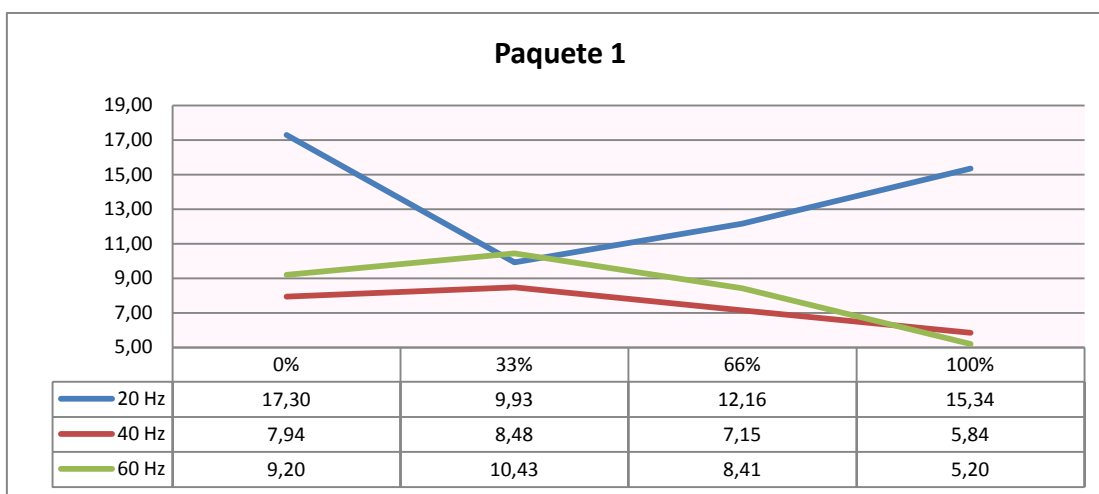


Figura 4.3. Gráfico paquete 1 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 1										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	17,30	↓	42,6%	9,93	↓	29,7%	12,16	↓	11,3%	15,34
40 Hz	7,94	↑	6,8%	8,48	↓	9,9%	7,15	↓	26,4%	5,84
60 Hz	9,20	↑	13,4%	10,43	↓	8,5%	8,41	↓	43,5%	5,20

Tabla 4.1. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 1.

En el análisis del paquete de energía 1 podemos ver que, a pesar de tener amplias variaciones en los valores de energía:

- A 20 Hz se identifica un defecto del 33% con una variación de la energía relativa del 42,6% respecto al eje sano, y
- A velocidad 60 Hz se puede ver un defecto grande (100%) por su elevada diferencia (43,5%) en el valor de energía relativa respecto a la energía del eje sano.

Las desviaciones estándar de los datos son tan amplias que podríamos tener riesgo de confusión en los datos, obteniendo valores medios de un defecto que estén dentro del posible rango de valores del eje sano. Por tanto podemos decir que el paquete 1 de energía no nos muestra ninguna información fiable para la elaboración del patrón. Esto se ve en los gráficos de la figura 4.4. que representan los valores del paquete 1 con las desviaciones estándar de los datos para cada velocidad, y donde se puede observar que todos los rangos de datos interfieren unos con otros.

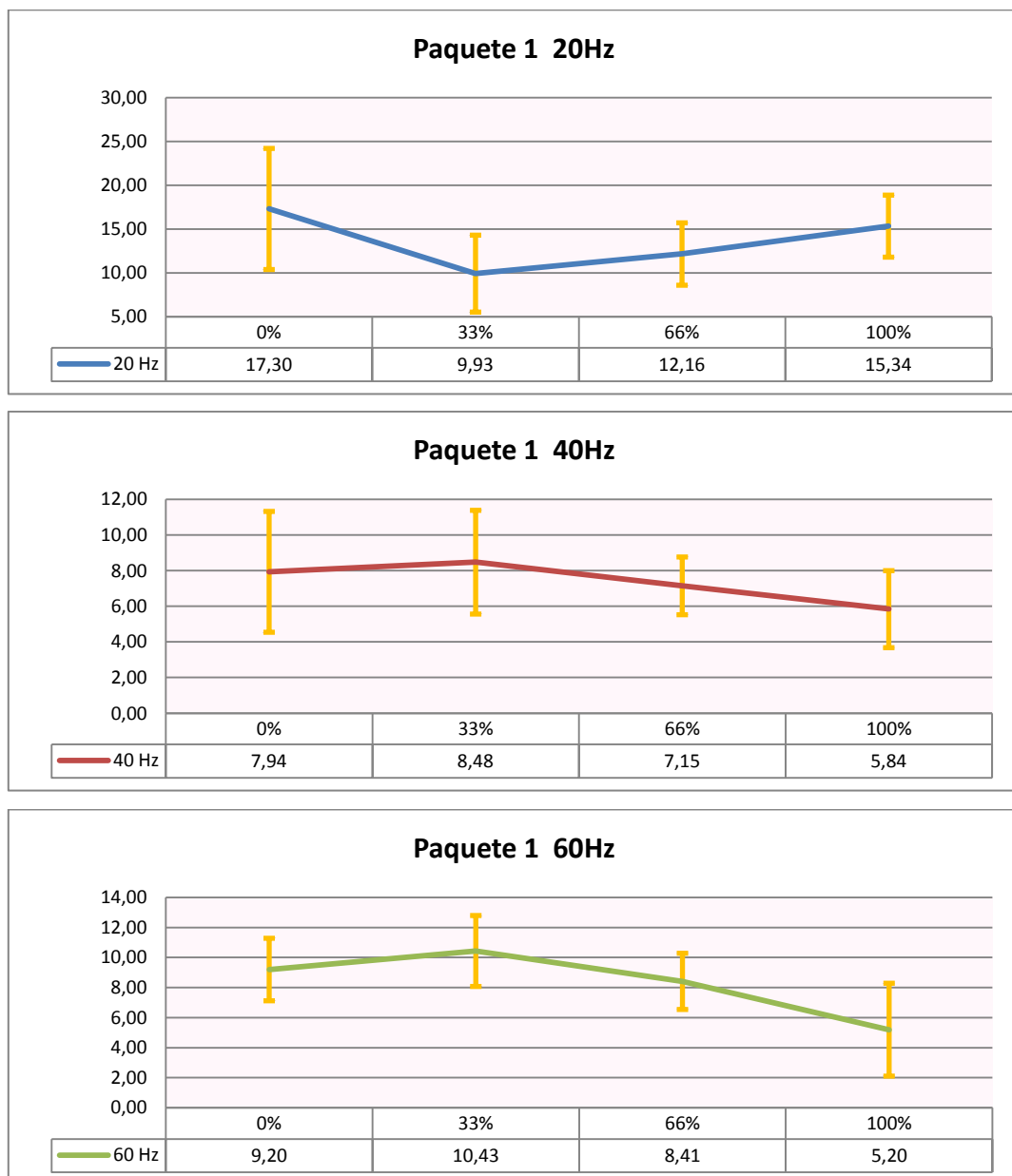


Figura 4.4. Gráfico paquete 1 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.2. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 2:

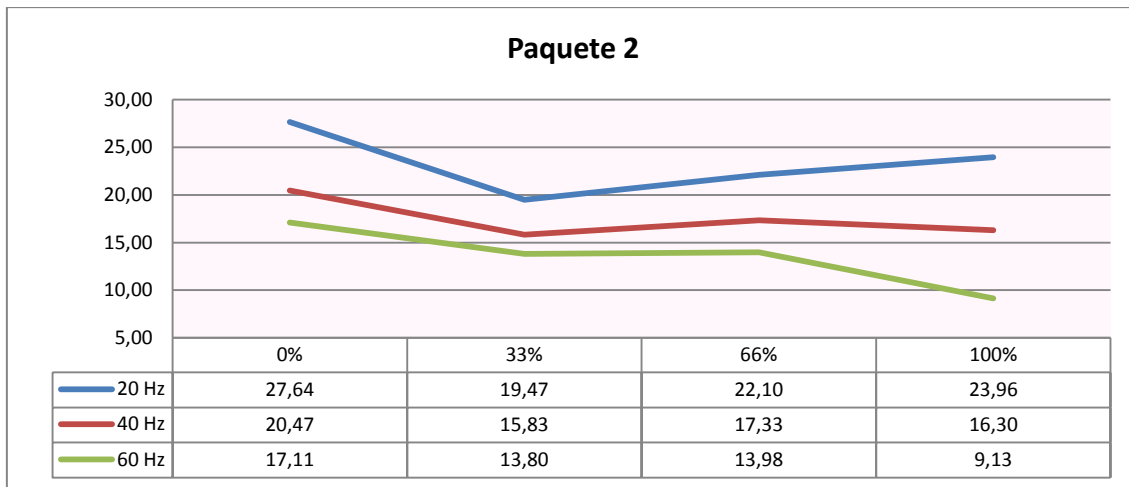


Figura 4.5. Gráfico paquete 2 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 2										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	27,64	↓	29,5%	19,47	↓	20,0%	22,10	↓	13,3%	23,96
40 Hz	20,47	↓	22,6%	15,83	↓	15,3%	17,33	↓	20,4%	16,30
60 Hz	17,11	↓	19,4%	13,80	↓	18,3%	13,98	↓	46,7%	9,13

Tabla 4.2. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 2.

El paquete de energía 2, representado en la figura 4.5. y en la tabla 4.2., nos da información para identificar defectos con mayor claridad para velocidad 60 Hz. A 60 Hz se puede identificar un paso de eje sano a un defecto medio (sin poder distinguir entre 33 y 66%) y defecto grande (100%). Podemos decir que, para un defecto pequeño (33%) y medio (66%) la energía del nivel 2 disminuye entre un 18 y un 20%, y para un defecto grande (100%) la energía del paquete 2 disminuye en torno al 45%.

Si analizamos la distribución de los valores de energía obtenidos para este paquete se puede ver que los datos quedan mejor representados para velocidad alta (60 Hz), puesto que son los que más se aproximan a una distribución normal.

Tras observar los intervalos definidos por los valores medios y sus desviaciones estándar (figura 4.6.), vemos que realmente en el paquete 2 sólo podemos obtener información fiable a 60 Hz y en la identificación de un defecto grande.



Figura 4.6. Gráfico paquete 2 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.3. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 3:

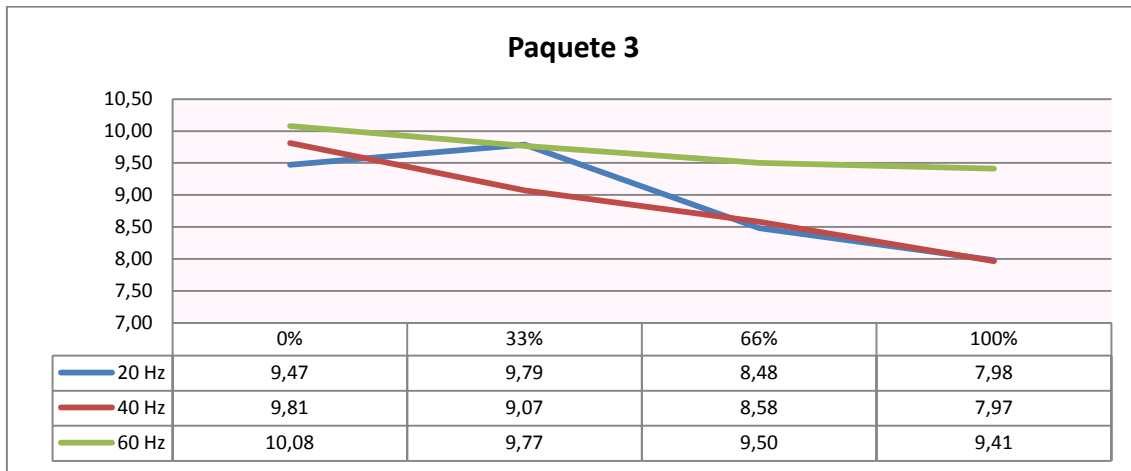


Figura 4.7. Gráfico paquete 3 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 3										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	9,47	↑	3,3%	9,79	↓	10,5%	8,48	↓	15,8%	7,98
40 Hz	9,81	↓	7,5%	9,07	↓	12,6%	8,58	↓	18,8%	7,97
60 Hz	10,08	↓	3,1%	9,77	↓	5,7%	9,50	↓	6,6%	9,41

Tabla 4.3. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 3.

En el paquete de energía 3 vemos que a baja velocidad (20 Hz) la identificación de defectos se hace más difícil. Esto no ocurre a 40 y 60 Hz puesto que se puede ver una misma tendencia en todos los puntos (véase figura 4.7.). A pesar del buen aspecto que sigue el gráfico en el paso de un eje sano a los diferentes tipos de defectos se puede ver, en la tabla 4.3., que hay muy poca variación entre los distintos valores. La mayor diferencia en los valores se observa para un defecto del 100% a 40 Hz. Se podría decir que, si a 40 Hz la energía relativa del paquete 3 disminuye un 19% respecto a la energía del eje sano tendríamos un defecto del 100%. Pero en este caso los intervalos de posibles valores del eje sano y de defecto 100% también interfieren, como puede verse en la figura 4.8., que representa los valores medios de energía relativa para cada defecto a 40 Hz con sus desviaciones estándar. Por ello, para el paquete 3 no podemos sacar conclusiones fiables.

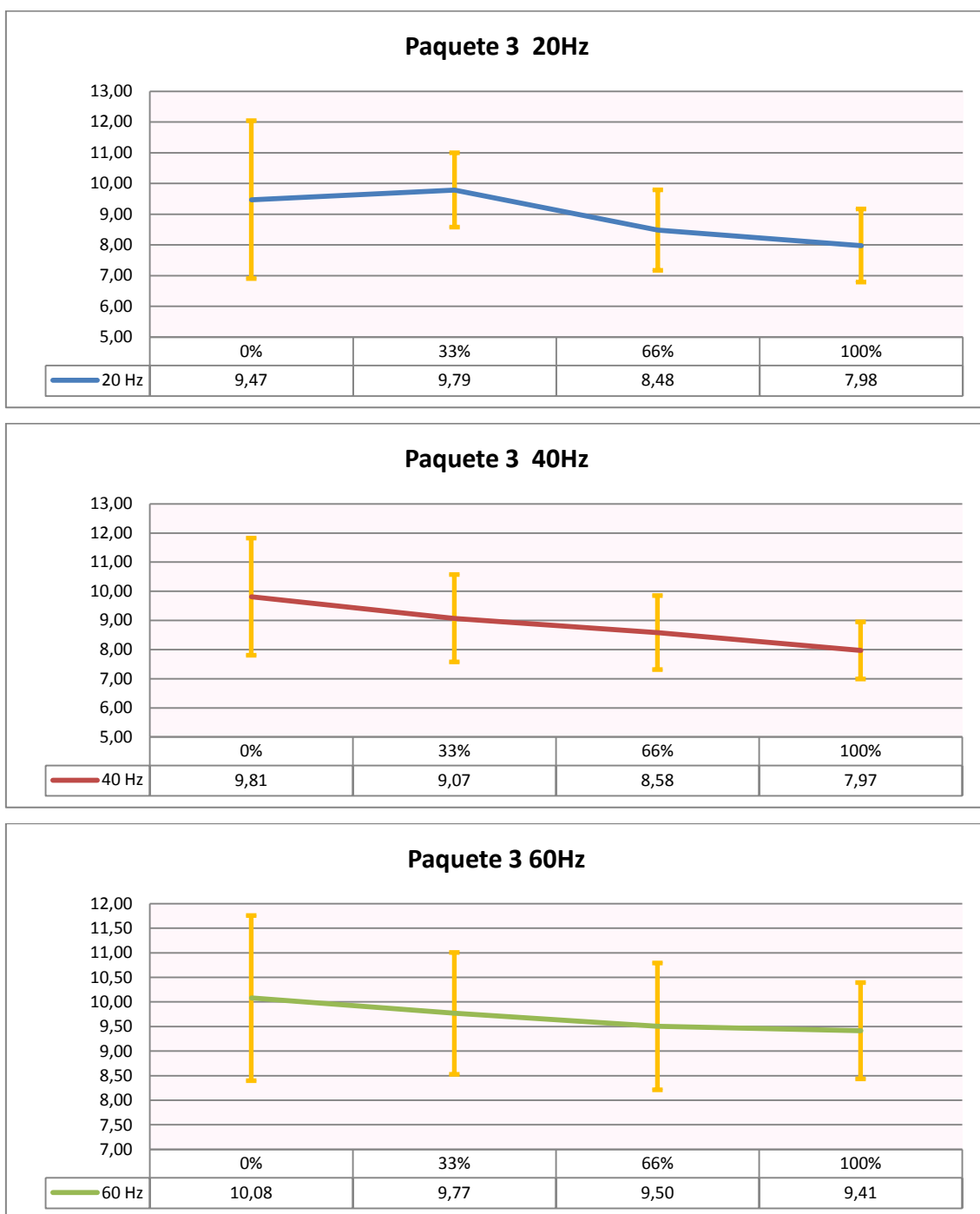


Figura 4.8. Gráfico paquete 3 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.4. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 4:

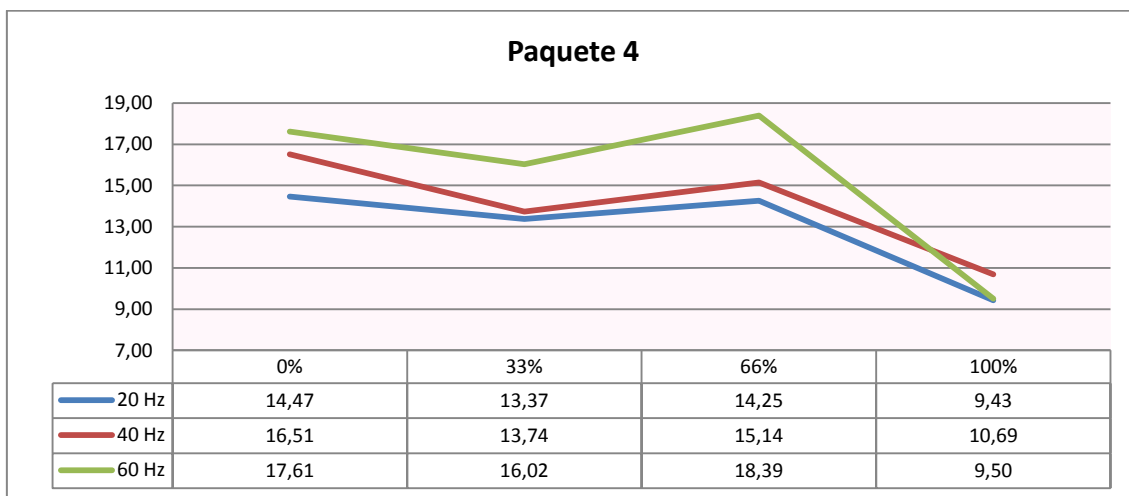


Figura 4.9. Gráfico paquete 4 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 4										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	14,47	↓	7,6%	13,37	↓	1,5%	14,25	↓	34,8%	9,43
40 Hz	16,51	↓	16,8%	13,74	↓	8,3%	15,14	↓	35,3%	10,69
60 Hz	17,61	↓	9,0%	16,02	↑	4,5%	18,39	↓	46,1%	9,50

Tabla 4.4. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 4.

Según la gráfica de la figura 4.9., para el nivel de energía 4 sólo podríamos identificar defectos grandes. A velocidades de 20 y 40 Hz la energía del paquete 4 disminuye en torno al 35% respecto al eje sano, mientras que a velocidad de 60 Hz disminuye alrededor del 45 % respecto a la energía relativa del eje sano, como se aprecia en la tabla 4.4.

El problema de este paquete de energía es que no se puede distinguir con claridad cuando nos encontramos ante un eje sano y cuando tenemos un defecto del 66%.

Analizando la distribución de los datos mostrada en el resumen expuesto en la figura 4.10., se puede ver que la mejor representación del eje sano se consigue para velocidades de 40 y 60 Hz. Mientras que para los ejes con defecto 100% hay que

recorrir a los datos de velocidad 60 Hz para conseguir el resultado más fiable posible, puesto que son los que muestran una distribución más ajustada a una normal.

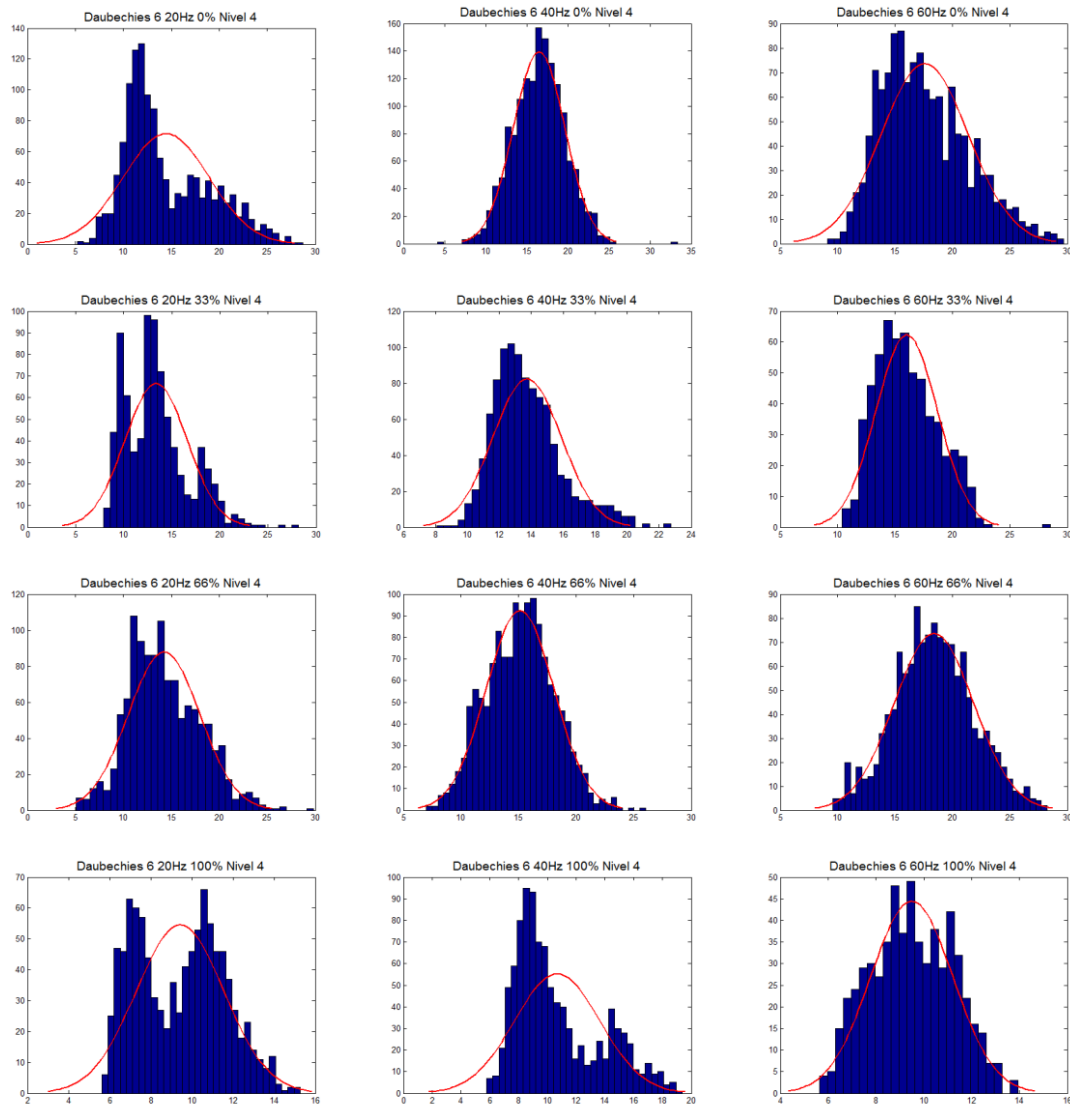


Figura 4.10. Resumen de las distribuciones de los datos obtenidos para el paquete 4.

Esta misma conclusión se ve también observando los intervalos de desviación estándar representados en las gráficas de la figura 4.11., donde se observa que la mejor identificación del defecto de 100% del radio se obtiene a velocidad de 60 Hz, puesto que los datos no se solapan en ningún caso con los del eje sano.

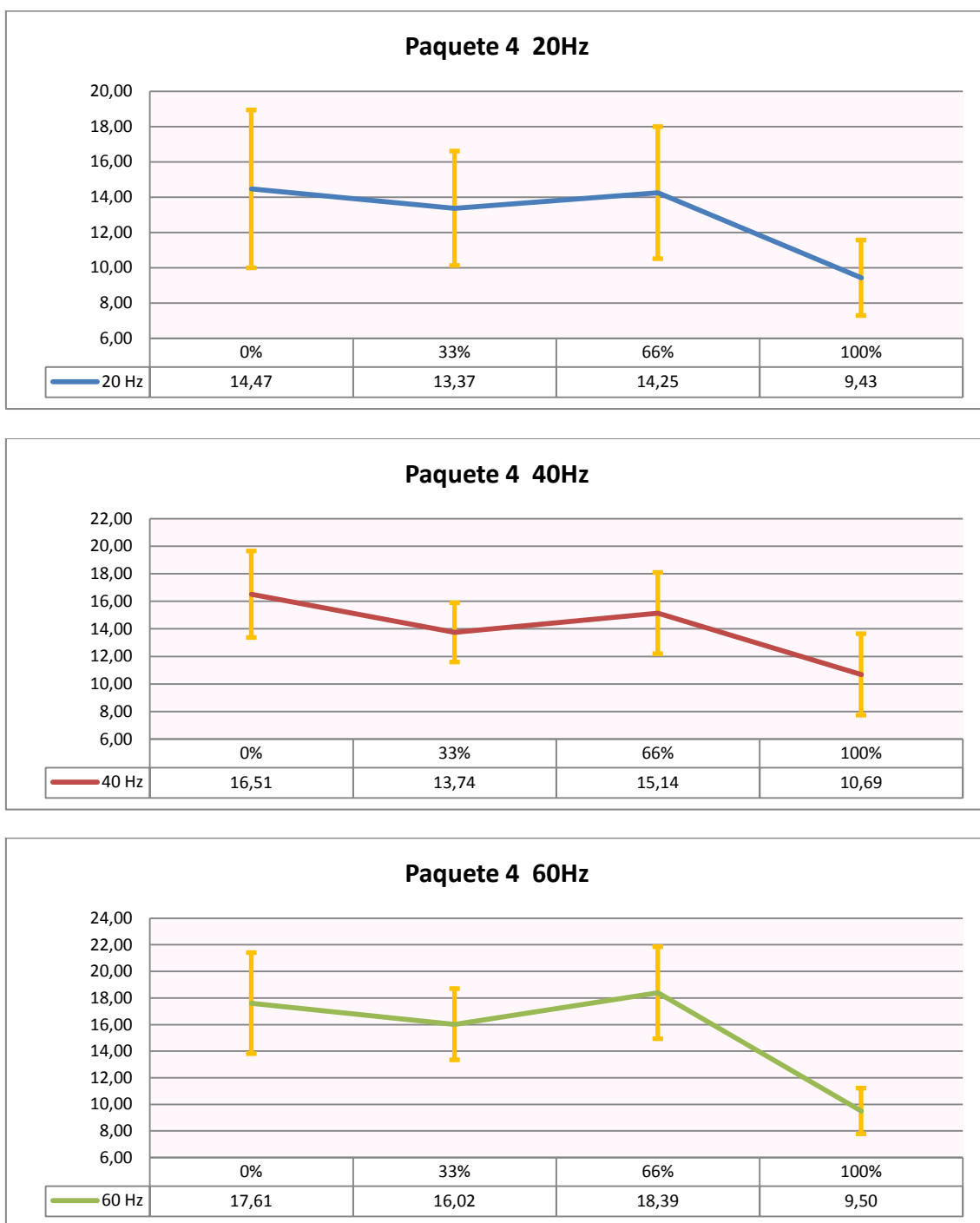


Figura 4.11. Gráfico paquete 4 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.5. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 5:

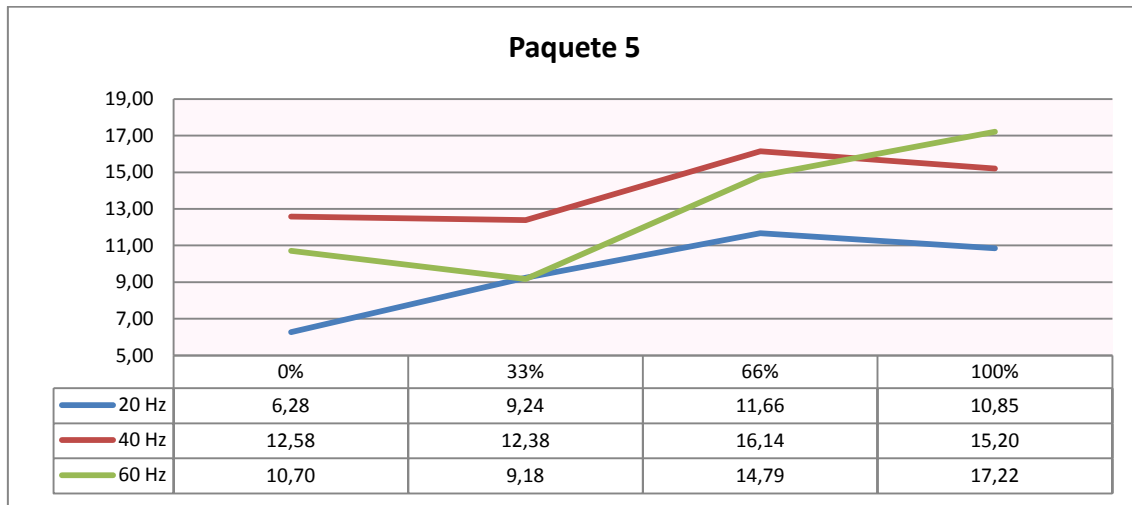


Figura 4.12. Gráfico paquete 5 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 5										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	6,28	↑	47,2%	9,24	↑	85,8%	11,66	↑	72,9%	10,85
40 Hz	12,58	↓	1,6%	12,38	↑	28,3%	16,14	↑	20,8%	15,20
60 Hz	10,70	↓	14,3%	9,18	↑	38,2%	14,79	↑	60,9%	17,22

Tabla 4.5. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 5.

Para el paquete de energía 5, representado en la figura 4.12.:

A 20 Hz se muestran diferencias bastante notables entre los valores para distintos defectos, por lo que se podrían identificar defectos fácilmente. Pero en realidad sólo es posible evaluar los defectos del 100%, por ser los únicos que muestran una desviación estándar lo suficientemente pequeña como para que los valores no se confundan con los de un eje sano, como puede verse en la figura 4.13. 20 Hz.

A 40 Hz (figura 4.13. 40Hz) a penas se observan diferencias entre los valores por lo que no es válido para la identificación de ningún tipo de defecto.

Por último, a 60 Hz (figura 4.13. 60 Hz) sólo podemos ver diferencias apreciables y con desviaciones estándar relativamente pequeñas en defecto grandes (100%).

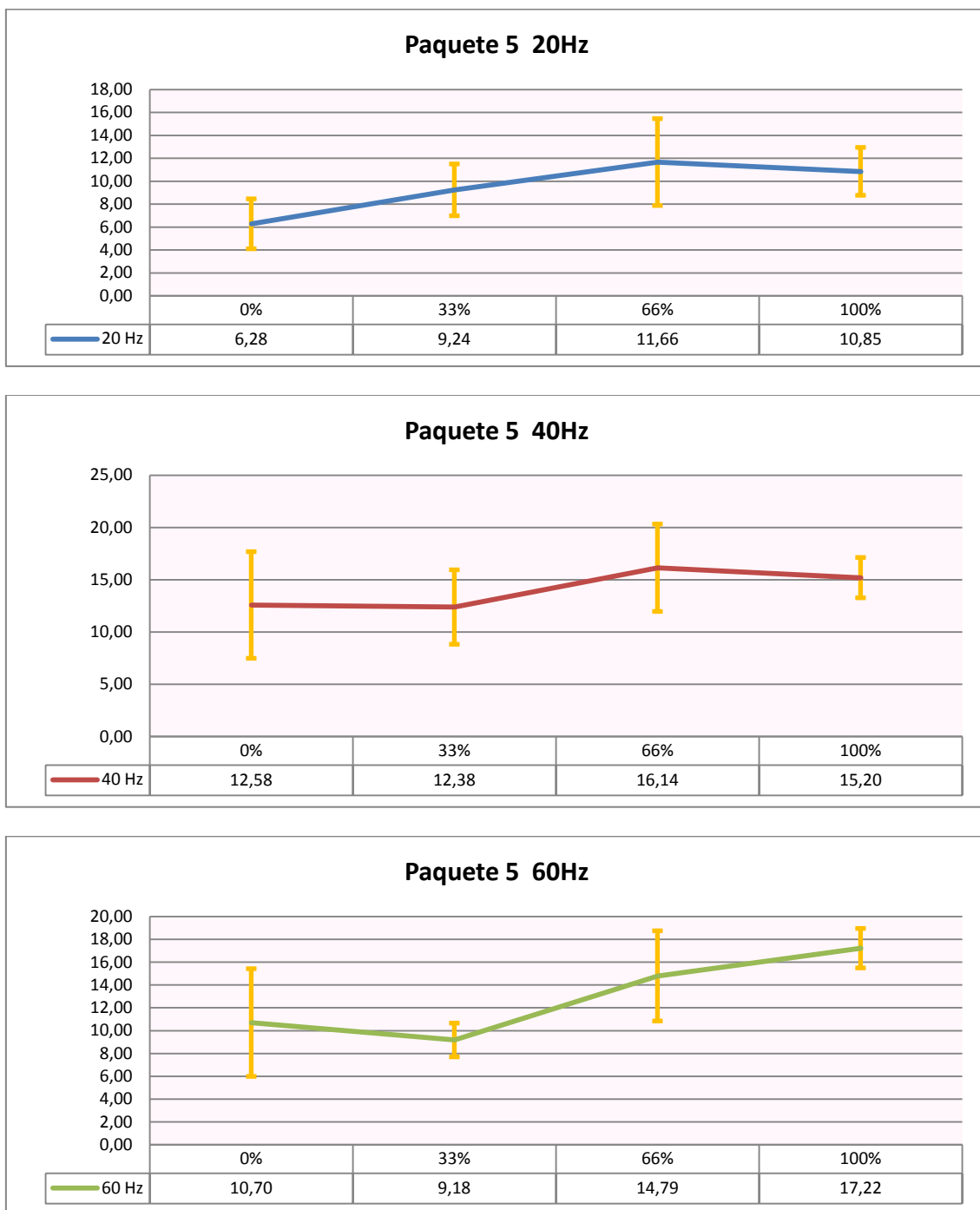


Figura 4.13. Gráfico paquete 5 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.6. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 6:

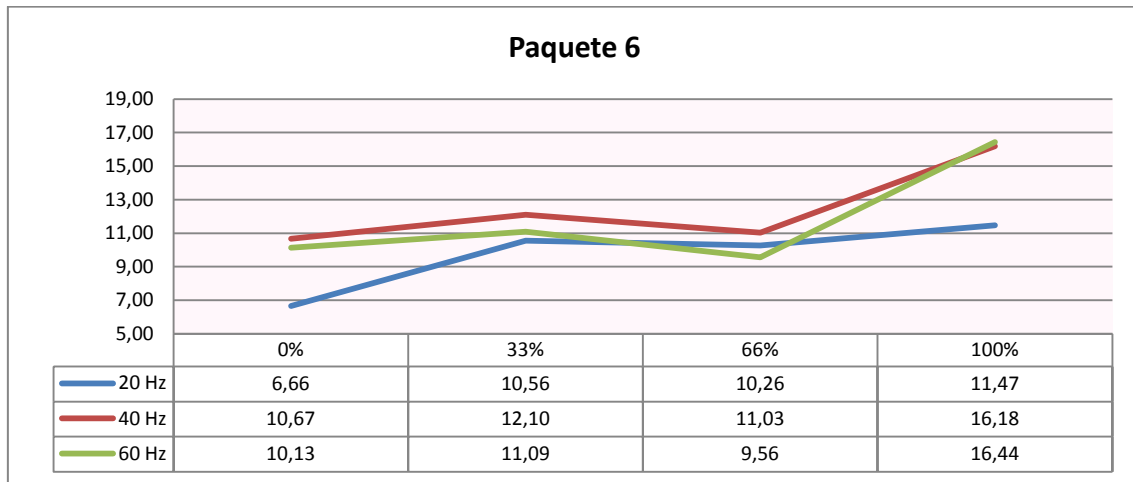


Figura 4.14. Gráfico paquete 6 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 6										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	6,66	↑	58,5%	10,56	↑	54,1%	10,26	↑	72,3%	11,47
40 Hz	10,67	↑	13,4%	12,10	↑	3,4%	11,03	↑	51,7%	16,18
60 Hz	10,13	↑	9,5%	11,09	↓	5,6%	9,56	↑	62,3%	16,44

Tabla 4.6. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 6.

El nivel de energía 6 presenta buenos datos para la identificación de defectos grandes para velocidades bajas, medias y altas. Esto se puede observar en el gráfico de la figura 4.14. que representa la energía relativa para los distintos defectos y velocidades del paquete 6.

Analizando cada velocidad por separado y teniendo en cuenta las desviaciones estándar de los datos, representados en la figura 4.15., se puede ver que:

A baja velocidad (20 Hz), se puede identificar la presencia de un defecto, pero no se puede distinguir de manera fiable un defecto del 33% y uno del 100% del radio del eje.

Para velocidades de 40 Hz y 60 Hz se puede descubrir la presencia de un defecto grande (100%), si la energía relativa del paquete 6 aumenta en torno al 50% para el caso de 40 Hz y, si a 60 Hz la energía aumenta en torno al 62% (véase tabla 4.6.).

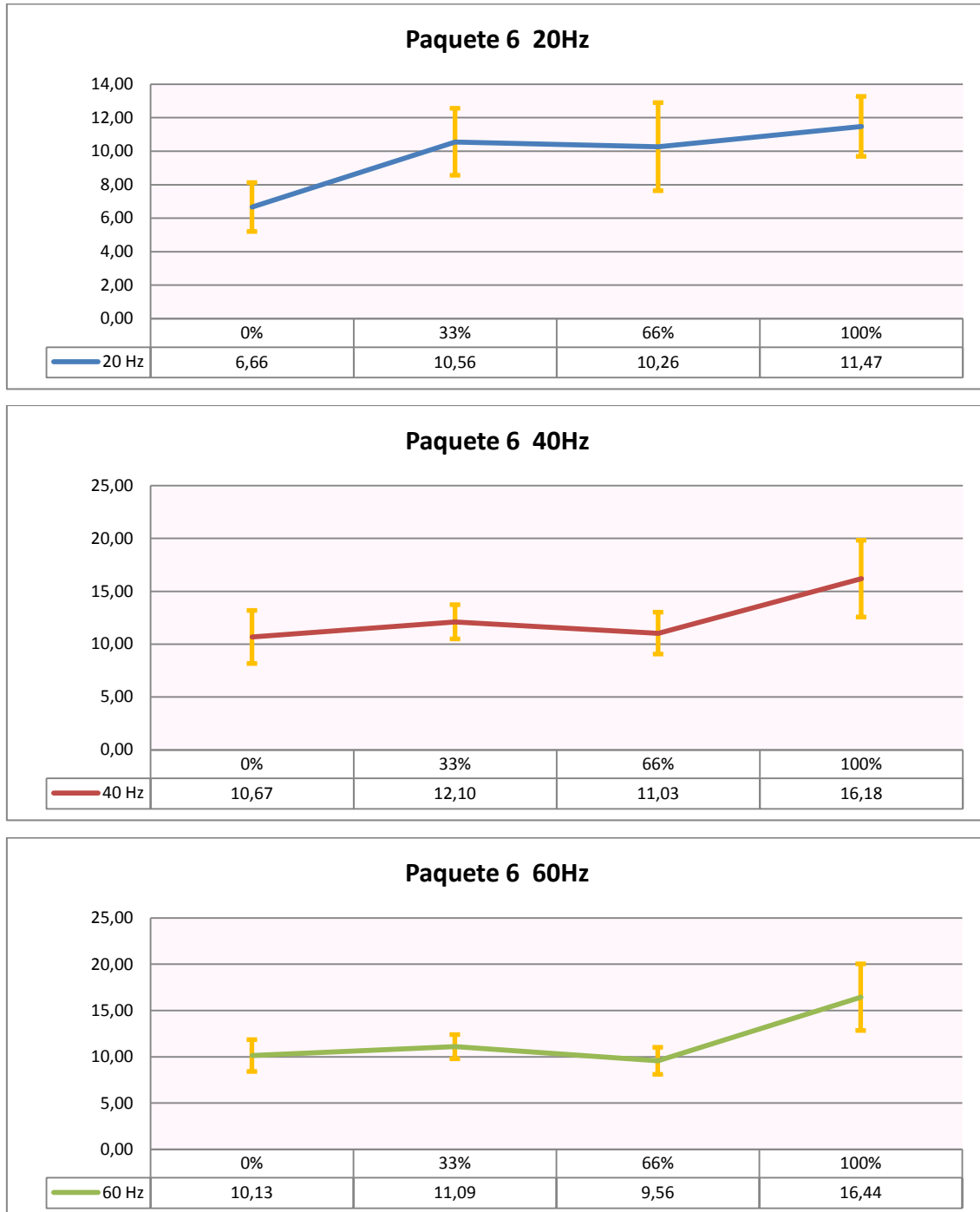


Figura 4.15. Gráfico paquete 6 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.7. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 7:

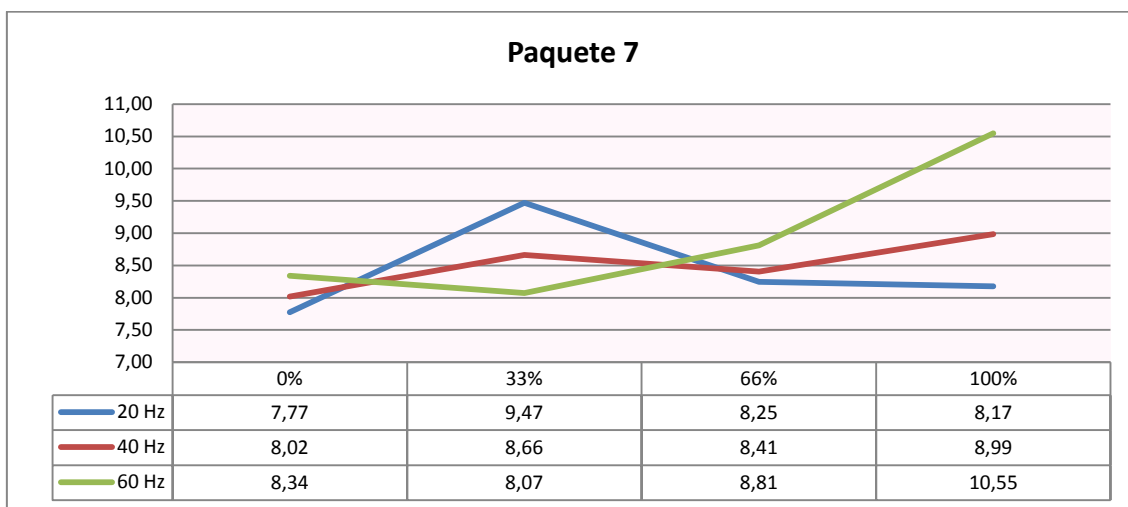


Figura 4.16. Gráfico paquete 7 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 7										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	7,77	↑	21,8%	9,47	↑	6,1%	8,25	↑	5,1%	8,17
40 Hz	8,02	↑	8,0%	8,66	↑	4,8%	8,41	↑	12,1%	8,99
60 Hz	8,34	↓	3,2%	8,07	↑	5,6%	8,81	↑	26,4%	10,55

Tabla 4.7. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 7.

Observando el gráfico de la figura 4.16. y las variaciones entre diferentes estados de defecto, indicados en la tabla 4.7., se puede concluir que, el paquete de energía 7 no es muy válido para la distinción entre defectos por la poca variación de los valores de energía de unos defectos a otros para una misma velocidad. Además, la elevada dispersión de los datos (figura 4.17.) podría dar lugar a la confusión de un eje sano con un eje defectuoso por la posible coincidencia de los datos.

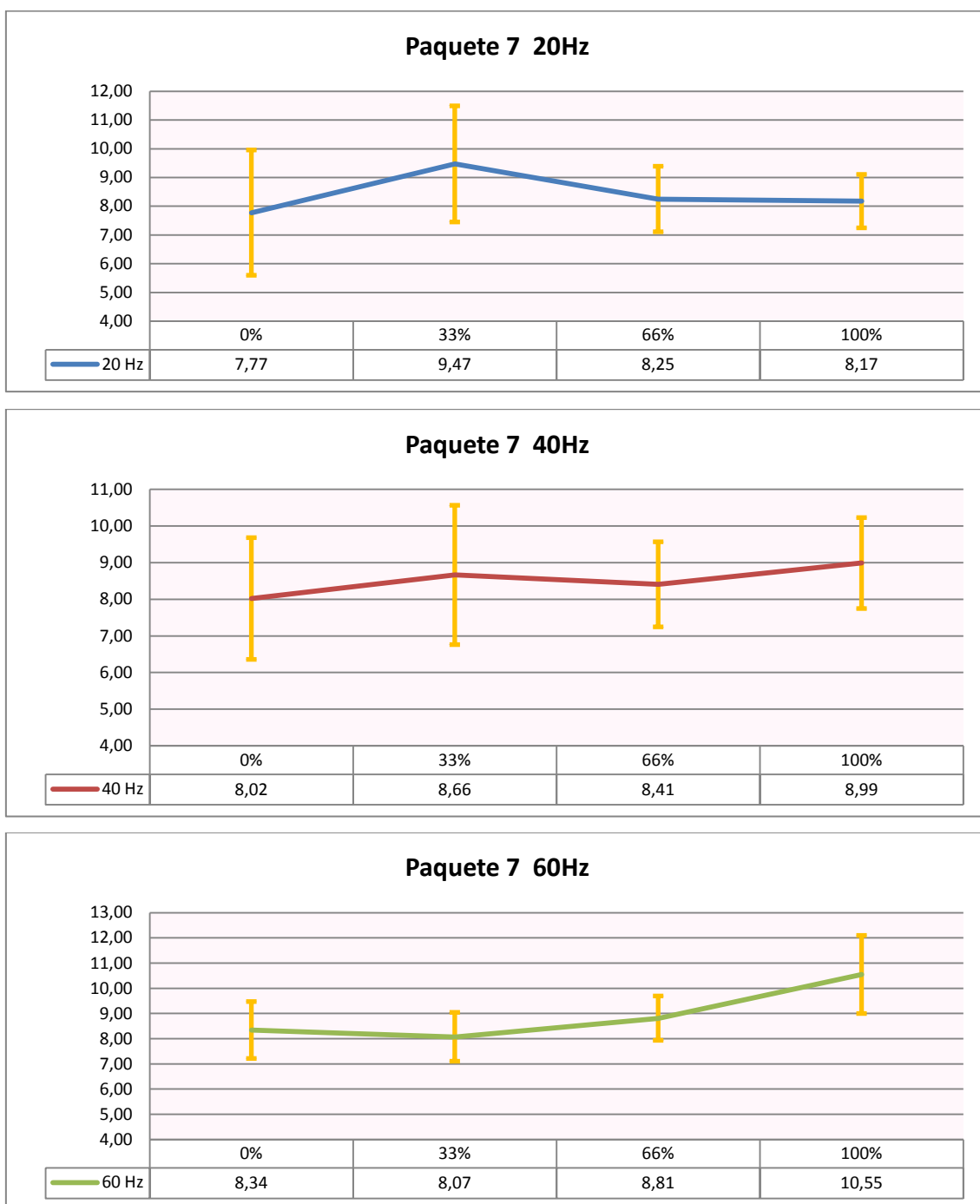


Figura 4.17. Gráfico paquete 7 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

1.8. ANÁLISIS DE LA ENERGÍA DEL PAQUETE 8:

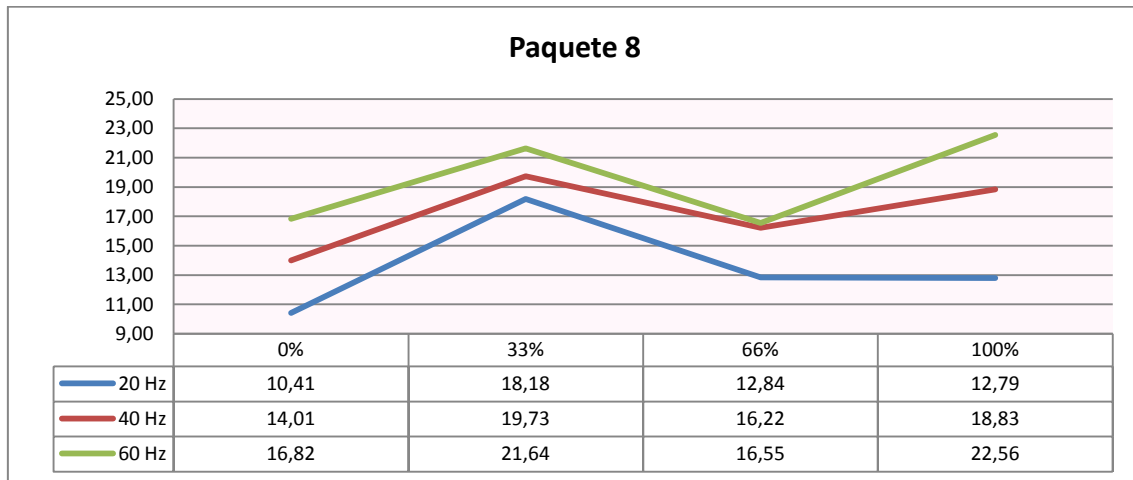


Figura 4.18. Gráfico paquete 8 Db6 para distintas velocidades y defectos.

Daubechies 6										
Nivel de energía 8										
VELOCIDAD	0%	Variación del 33% al 0%		33%	Variación del 66% al 0%		66%	Variación del 100% al 0%		100%
20 Hz	10,41	↑	74,6%	18,18	↑	23,3%	12,84	↑	22,8%	12,79
40 Hz	14,01	↑	40,9%	19,73	↑	15,8%	16,22	↑	34,5%	18,83
60 Hz	16,82	↑	28,6%	21,64	↓	1,6%	16,55	↑	34,1%	22,56

Tabla 4.8. Tabla de variación de los valores de energía entre defectos Db6 paquete 8.

Con el paquete de energía 8, representado en la figura 4.18., se puede identificar de mejor manera el paso del eje sano a un defecto pequeño y en especial para velocidades pequeñas. Lo que ocurre es que a velocidades pequeñas es posible diferenciar entre un defecto mediano y uno grande.

Además se puede ver que a 20 Hz los datos presentan distribuciones muy poco uniformes, excepto para defecto 100%, dando incluso para defecto de 66% una distribución con dos valores de energía característicos que hacen que no se deba considerar este caso. Las distribuciones de los datos a velocidad 20 Hz obtenidos para el paquete 8 se muestran en la figura 4.19.

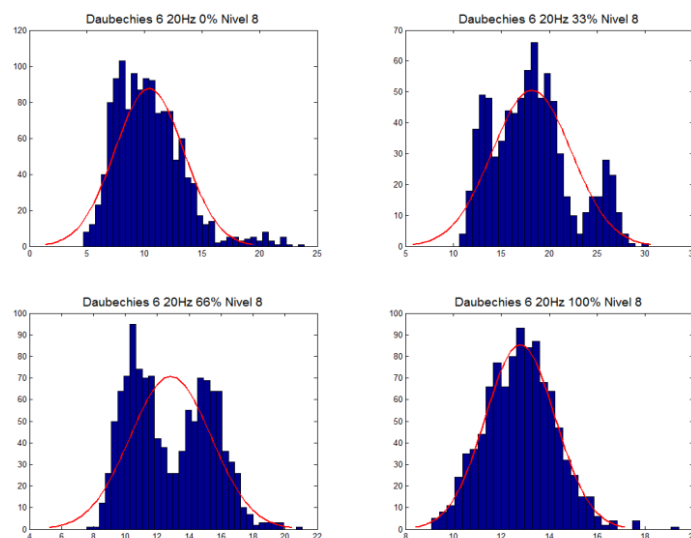


Tabla 4.19. Resumen de las distribuciones de los datos obtenidos a 20 Hz para el paquete 8.

Se puede concluir que a 20 Hz se identifican los defectos grandes para variaciones de energía relativa que aumentan un 23% respecto al eje sano (valores obtenidos de la tabla 4.8.).

A 60 Hz, a pesar de tener buenas distribuciones de los datos, no podemos ver diferencias entre los distintos estados del eje puesto que el parecido de los valores de energía del eje sano y del defecto del 66% son casi iguales, por lo que no se pueden distinguir de manera aislada un eje con defecto del 66% por comparación con uno sano. Lo que sí se puede detectar es la existencia de un eje con defecto grande (100%) a esta velocidad por comparación con la energía relativa del eje sano, puesto que, según la gráfica referente a velocidad 60 Hz de la figura 4.20., los posibles valores de energía del eje sano y los del eje defectuoso no se solapan.

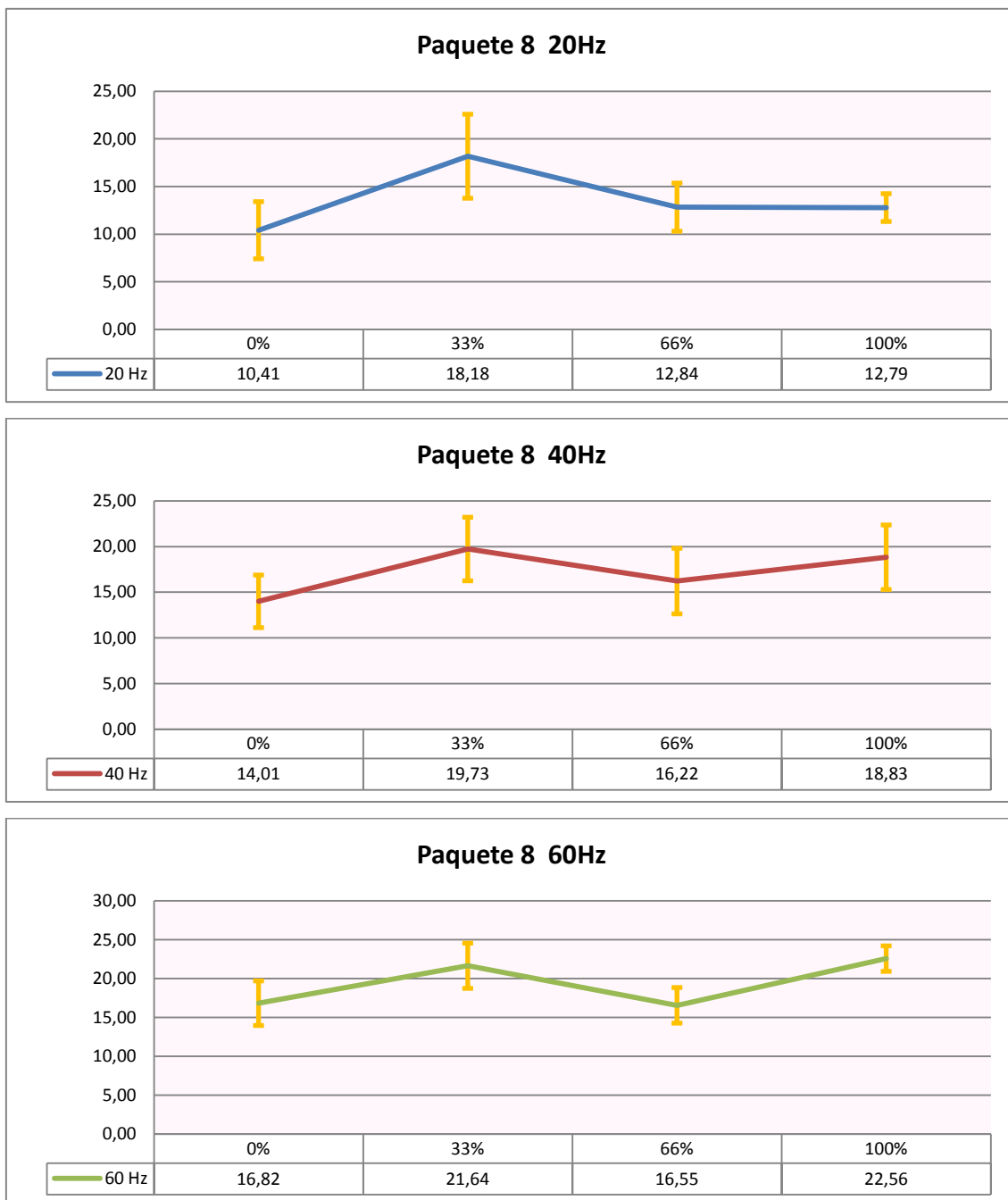


Figura 4.20. Gráfico paquete 8 Db6 para velocidades 20, 40 y 60 Hz.

2. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

Después de evaluar cada paquete de energía por separado, queda verificar si las condiciones que se han dicho que proporcionaban información adecuada para la elaboración del patrón de energías, efectivamente contienen datos fiables.

A velocidad de 20 Hz, se han obtenido 3 paquetes de energía para los cuales las variaciones de energía de un defecto respecto al eje sano eran suficientes para la identificación del defecto. Pero, se había visto en la elección de la Wavelet Madre, a velocidad baja, los datos que se obtienen no son muy fiables debido a dispersiones en los datos muy altas que proporcionan elevadas desviaciones estándar y debido a distribuciones de datos poco próximas a una distribución normal. Por lo tanto, a velocidad de giro de 20 Hz no podemos decir que con obtengamos información sobre el tipo de defecto que afecta al eje.

A continuación se muestran los paquetes para los que, a 20 Hz, se ven diferencias notables para la identificación de defectos. Por ejemplo, se podría decir que, si la energía relativa del paquete 6 de un eje girando a 20 Hz, tiene un valor superior (20-155%) al valor de energía que tenía el mismo eje en estado sano, el eje tiene un defecto grande. Pero no se puede considerar este caso puesto que la validez de los datos no es adecuada (**KO**) debido a una mala distribución de los datos, como se había visto en el apartado de elección de la Wavelet Madre.

Velocidad 20 Hz

					Defecto	Validez de los datos
Paquete 5	Si la energía relativa del eje sano 0%	↑	4-215%	→	100%	KO
Paquete 6	Si la energía relativa del eje sano 0%	↑	20-155%	→	100%	KO
Paquete 8	Si la energía relativa del eje sano 0%	↑	5-200%	→	33%	KO

A 40 Hz tampoco se obtienen buenas informaciones acerca del estado del eje, ni a nivel de diferencia de energía relativa de unos tipos de defecto a otros (para ningún paquete), ni a nivel de calidad de los datos procesados por la Wavelet Madre Db6.

Donde más información se puede obtener es para una velocidad alta de 60 Hz. Los paquetes seleccionados a velocidad 60 Hz dan información acerca de la existencia de defectos grandes, que en determinados casos, como son los paquetes 5 y 6, no constituyen una información fiable, por lo que quedan descartados para la elaboración del patrón de energías.

Velocidad 60 Hz

					Defecto	Validez de los datos
Paquete 2	Si la energía relativa del eje sano 0%	↓	20-64%	➡	100%	OK
Paquete 4	Si la energía relativa del eje sano 0%	↓	20-63%	➡	100%	OK
Paquete 5	Si la energía relativa del eje sano 0%	↑	1-215%	➡	100%	KO
Paquete 6	Si la energía relativa del eje sano 0%	↑	8-135%	➡	100%	KO
Paquete 8	Si la energía relativa del eje sano 0%	↑	7-70%	➡	100%	OK

Por tanto, a 60 Hz es posible identificar defectos de gran tamaño por comparación de energía relativa con un eje sano, evaluando los paquetes de energía 2, 4 y 8 que quedan como resultado de aplicar la Transformada Wavelet por Paquetes con Wavelet Madre Db6 a los datos recogidos por el acelerómetro.

Por tanto, podemos decir que:

- Si la energía relativa del paquete 2 de un eje que gira a 60 Hz está entre el 20 y 64% inferior a la energía relativa del paquete 2 del mismo eje sano, tenemos un defecto con un tamaño del 100% del radio del eje.
- Si la energía relativa del paquete 4 de las vibraciones de un eje que está girando a 60 Hz está un 20-63% por debajo del valor de la energía de las vibraciones del mismo eje con defecto 0%, tenemos un defecto grande, del 100% del radio.



- Si la energía relativa de un eje sano girando a 60 Hz en el paquete 8 aumenta entre un 7 y un 70% tenemos un defecto del 100% del radio en su superficie.

3. VERIFICACIÓN DE LOS RESULTADOS APLICANDO UNA RED NEURONAL

Tras haber determinado cuáles son las condiciones y los paquetes más representativos para la identificación de defectos en ejes de ferrocarril, se va a comprobar la efectividad de dicho patrón mediante la aplicación de una red neuronal a los datos de energía relativa, ya que las redes neuronales han sido tradicionalmente utilizadas con éxito para la diagnosis de elementos mecánicos. [21]

Las redes de neuronas artificiales constituyen un sistema de clasificación, siendo un ejemplo de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Es un sistema de neuronas, que mediante interconexiones, colaboran para producir un estímulo de salida.

Una red neuronal se compone de tres capas: la capa de entrada, la capa oculta, y la capa de salida, como se muestra en la figura 4.21.

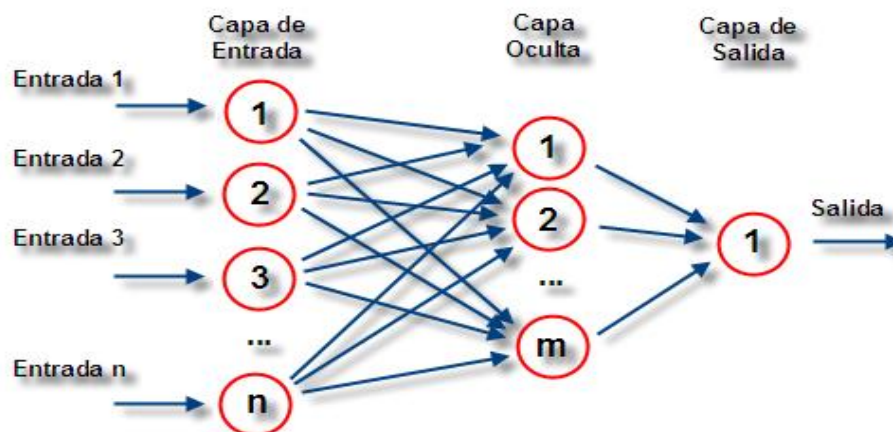


Figura 4.21. Esquema de funcionamiento de una red neuronal.

Por su sencillez, se va a utilizar una red neuronal de tipo Feed Forward, preprogramada previamente en la toolbox de MATLAB®. Se denomina así, porque la información se propaga hacia delante y no hay ningún tipo de realimentación.

Las entradas de esta red neuronal serán los valores de energía relativa de los paquetes Wavelet. En la capa oculta se han ubicado 8 neuronas, y la diagnosis final tendrá dos posibles respuestas: ese sano (identificado con valor 0) o eje con defecto (identificado con valor 1).

El conjunto de datos utilizados para entrenar la red serán los de eje sano girando a 60 Hz y los del eje con defecto 100% girando a 60 Hz, por ser en los que se obtuvieron conclusiones claras sobre parámetros determinantes de defectos.

Por otra parte, existen dos fases en la utilización de una red neuronal convencional: la fase de aprendizaje o entrenamiento y la fase de prueba. Una porción de la información de entrada se utiliza para entrenar la red, mientras que la otra porción restante, es utilizada para la fase de prueba [21]. En este caso, la red escogerá el 60% de los datos para entrenarse, y el 40% de los datos para el test.

Las entradas de la red serán los valores de energía relativa de los paquetes obtenidos mediante WPT. Sin embargo, se harán varios entrenamientos para validar las conclusiones obtenidas previamente. Para ello, el número de entradas de la red se irá modificando, es decir, el número de paquetes utilizados para alimentar la red se modificará, de tal manera que se pueda analizar la sensibilidad de la red ante la variación de los paquetes considerados significativos.

➤ APLICACIÓN DE LA RED NEURONAL A TODOS LOS PAQUETES DE LA WPT PARA LA IDENTIFICACIÓN DE UN DEFECTO GRANDE A 60 Hz.

Primeramente aplicamos la red a los datos de energías relativas de todos los paquetes obtenidos de la descomposición por paquetes Wavelet para ver qué tasa de acierto, en la detección de un defecto grande a velocidad de 60 Hz, se obtiene al aplicar la red neuronal a todos los paquetes.

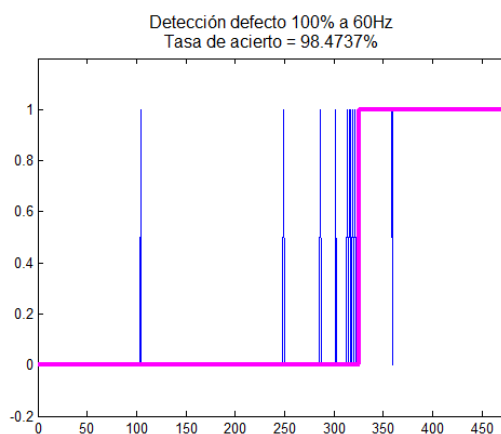


Figura 4.22. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con todos los paquetes.

Como se puede ver en la figura 4.22., la tasa de acierto en este tipo de defectos es bastante elevada, 98,47%.

➤ APLICACIÓN DE LA RED NEURONAL A LOS PAQUETES 2, 4 Y 8 DE LA WPT PARA LA IDENTIFICACIÓN DE UN DEFECTO GRANDE A 60 Hz.

Para verificar que la elección de los paquetes más adecuados es la correcta se prueba la aplicación de la misma red utilizando únicamente los paquetes 2, 4 y 8.

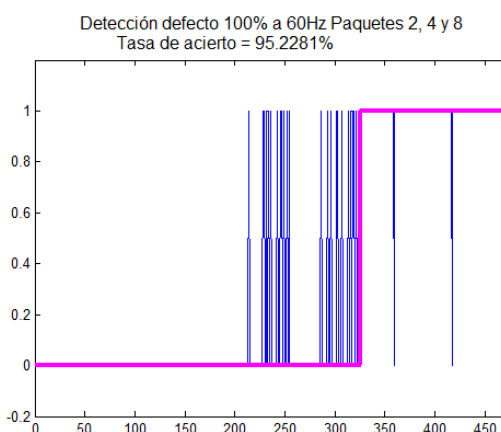


Figura 4.23. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con los paquetes 2, 4 y 8.

Como se puede observar en la figura 4.23., que representa la tasa de acierto de un defecto grande con el eje girando a 60 Hz utilizando únicamente los paquetes 2, 4 y 8 de la descomposición Wavelet por Paquetes, la tasa de acierto es inferior a la obtenida con el análisis de todos los paquetes. Esto puede ser debido a que la red neuronal no esté entrenando bien algún conjunto de datos.

➤ APLICACIÓN DE LA RED NEURONAL A LOS PAQUETES 2, 4 Y 8 DE LA WPT POR SEPARADO PARA IDENTIFICAR EL PAQUETE PROBLEMÁTICO

Para intentar identificar la causa de este suceso, se va a analizar cada paquete por separado, como se muestra en las figuras 4.24., 4.25., y 4.26.

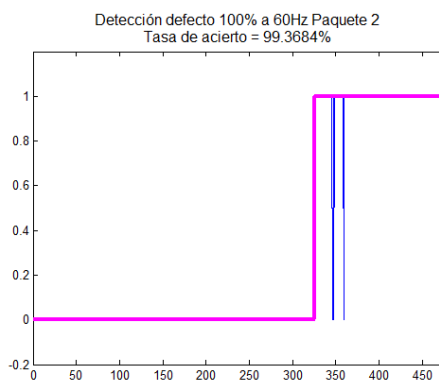


Figura 4.24. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con el paquete 2.

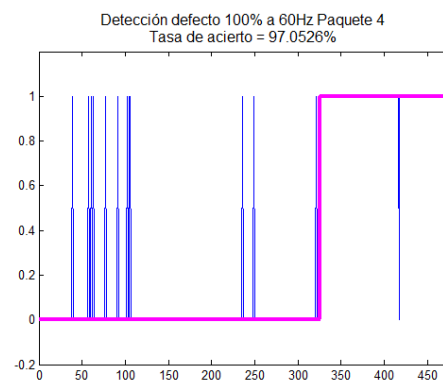


Figura 4.25. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con el paquete 4.

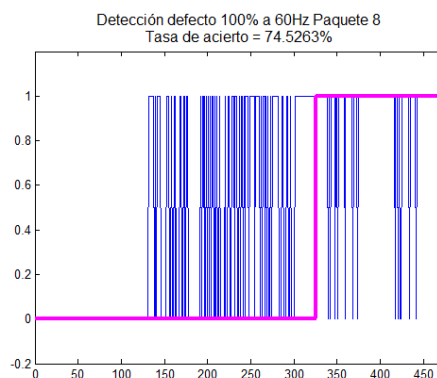


Figura 4.26. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con el paquete 8.

Tras el análisis individual se ve claramente que el problema radica en el paquete 8, que tan solo tiene una tasa de acierto del 74,53%.

A pesar de que el paquete 8, para estas condiciones de ensayo, ha pasado todas las selecciones realizadas, la baja tasa de acierto puede ser debida a la gran dispersión de los datos que presenta el ensayo del eje sano a 60 Hz para el paquete 8. Esto puede verse en las siguientes figuras que representa la probabilidad de aproximación de los datos a una distribución normal. Comparando las figuras 4.27. y 4.28. se observa que, aún teniendo los datos desviaciones estándar pequeñas, el rango que abarcan los datos es tan amplio que la mayoría de los datos entre el eje sano y el eje defectuoso se solapan.

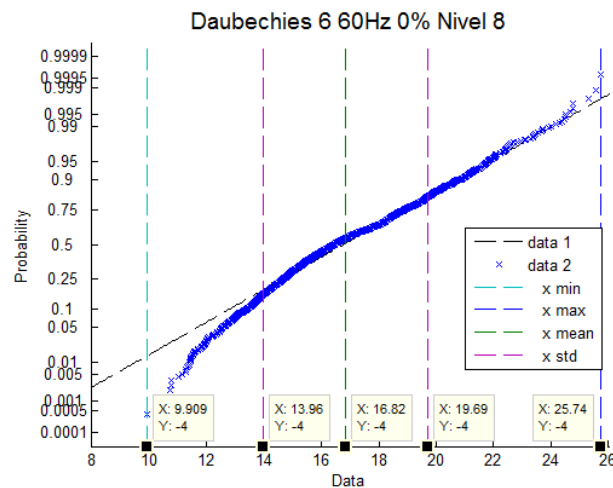


Figura 4.27. Datos Daubechies 6 60 Hz 0% Nivel 8.

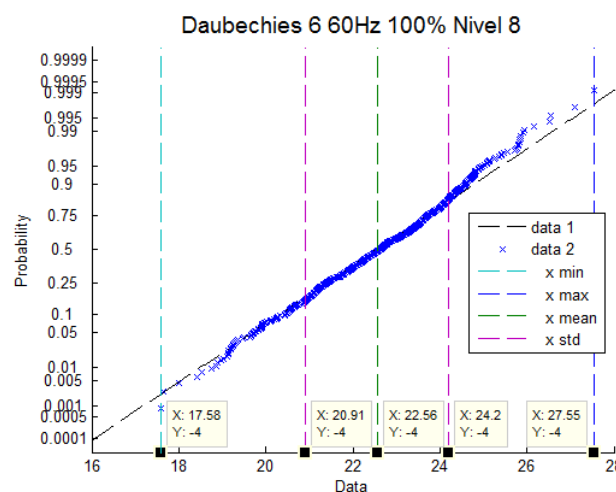


Figura 4.28. Datos Daubechies 6 60 Hz 100% Nivel 8.

➤ APLICACIÓN DE LA RED NEURONAL A LOS PAQUETES 2 Y 4 DE LA WPT PARA LA IDENTIFICACIÓN DE UN DEFECTO GRANDE A 60 Hz.

Excluyendo el paquete 8 de la selección se comprueba la tasa de acierto utilizando únicamente los paquetes 2 y 4.

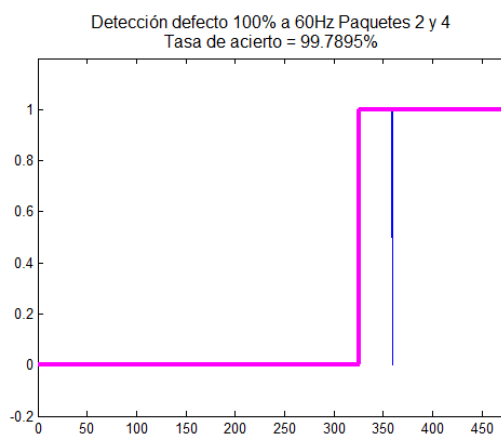


Figura 4.29. Tasa de acierto de la detección de un defecto grande a 60 Hz con los paquetes 2 y 4.

Como muestra la figura 4.29., la tasa de acierto con los paquetes 2 y 4 es muy similar, e incluso mayor (99,79%), que la tasa de acierto tomando todos los paquetes. Esto significa que la red neuronal cuando selecciona sus propios patrones, en el entrenamiento con todos los paquetes, está tomando los mismos paquetes que han sido seleccionados a lo largo de este proyecto.

CAPÍTULO 5



Conclusiones

1. CONCLUSIONES

En este capítulo se desarrollarán las conclusiones obtenidas de cada estudio realizado a lo largo de este proyecto.

- En el estudio de la wavelet madre más adecuada para la identificación de defectos en ejes, el resultado ha sido favorable a la wavelet madre Daubechies 6, por ser, en general, la que mejores distribuciones de datos presenta y con menores desviaciones estándar (desarrollado capítulo 3). No obstante el estudio ha demostrado que los resultados no varían de forma considerable según la elección de una wavelet madre Daubechies, Symlet o Coiflet, e incluso la elección del orden de la wavelet tampoco afecta considerablemente a los resultados obtenidos. Trabajos anteriores demuestran que los resultados no presentan una variabilidad alta según la elección de una u otra wavelet madre ortonormal [21].
- Observando las gráficas de distribución de los datos de energía relativa de cada paquete se ve que, a pesar de que en la mayoría de los casos, los datos se ajustan a una distribución normal, se encuentra cierta dispersión en los resultados obtenidos. Esto puede ser debido a que no se ha podido garantizar la total repetibilidad de los ensayos.

En el estudio de capacidad realizado (informe interno del grupo MAQLAB [22]) para la verificación de la calidad del proceso, da como resultado que, para los paquetes y condiciones seleccionados, los datos obtenidos se encuentran dentro del rango de valores propuesto con una probabilidad cercana al 80%. Y obteniendo los peores resultados en el análisis del paquete 8 con los datos del eje sano girando a 60 Hz.

- En el análisis de la evolución de los valores de energía según el tipo de defecto para cada paquete se observa que, en la mayoría de los casos, los datos entre distintos defectos se solapan, dando lugar a la no distinción entre un eje con defecto y un eje sano. Eso es debido a la amplia dispersión de los datos.
- Con los datos recogidos experimentalmente para este eje se pueden detectar defectos grandes (tamaño del defecto del 100% del radio) con gran fiabilidad en ejes que giran a velocidades elevadas (60 Hz) y analizando determinados paquetes (2, 4 y 8). No es posible garantizar, a la vista de los resultados, las mismas tasas de acierto para otras velocidades y tamaño de defecto.
- Por último, la aplicación de la red neuronal a los datos seleccionados ha dado como resultado que, se obtiene mayor tasa de acierto utilizando todos los paquetes para detectar un eje con defecto 100% girando a 60 Hz, que analizando sólo los paquetes seleccionados (2, 4 y 8). Esto significa que la red no está escogiendo los mismos paquetes en su entrenamiento. Analizando cada paquete individualmente se llega a la conclusión de que el paquete 8 del eje sano, a pesar de tener una baja desviación estándar, posee una dispersión muy elevada.
- Aplicando de nuevo la red neuronal a los paquetes 2 y 4 se obtiene una tasa de acierto incluso algo mejor (99,77%) que la red con todos los paquetes. Esto quiere decir que la red escoge para su entrenamiento los mismos paquetes 2 y 4.
- Por tanto, se puede detectar un defecto grande en un eje girando a gran velocidad, mediante el análisis de la transformada wavelet por paquetes de los datos de aceleración registrados en el eje, utilizando como wavelet madre la Daubechies de orden 6 y analizando los paquetes 2 y 4.

2. FUTUROS DESARROLLOS

Como futuro desarrollo se pretende realizar este mismo análisis con ensayos de repetibilidad garantizada, en un banco de ensayos de carácter más real, con elementos que simulen el comportamiento de un eje ferroviario en circulación, como la simulación de las cargas aplicadas al eje como consecuencia del peso del coche y demás elementos, o como la simulación de la rodadura sobre la vía con ruedas a escala.

Se propone también el estudio de la variación de los niveles de energía relativa de los distintos paquetes para el nuevo eje 1/4, para comprobar si éstos varían en la misma proporción que en los del eje 1/8 analizado en este proyecto.

Por último, para estos ensayos de repetibilidad garantizada, sería interesante el estudio de la evolución de los niveles de energía entre diferentes tipos de defectos y no únicamente por comparación con los niveles de energía del eje sano.

REFERENCIAS





-
- [1] Página web oficial del proyecto EURAXLES.
<http://www.euraxles.eu/>
- [2] CASASOLA, G. A. *Multianálisis frecuencial y estadístico de la vibración emitida por un elemento mecánico con fallo bajo diferentes estados de carga*. Proyecto Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2002.
- [3] GONZÁLEZ, J. *Teoría y práctica del mantenimiento industrial avanzado*. FC Editorial, 2005.
- [4] GONZÁLEZ, F. J., FUENTES, J. *Ingeniería Ferroviaria*. Universidad Nacional de Educación a Distancia.
- [5] OPPENHEIM, ALAN V., SCHAFER, RONALD W. *Tratamiento de señales en tiempo discreto*. Prentice Hall, tercera edición.
- [6] GARCÍA PRADA, J. C., PEDRERO, J. I. *Cálculo, Construcción y Ensayo de Máquinas I*. Addenda Vibraciones en Máquinas. Universidad Nacional de Educación a Distancia. 1993.
- [7] ROMERO, J. *Herramienta para la Adquisición, Procesamiento y Monitorización de Señales. Detección de Fallos en Ejes y Rodamientos Mecánicos*. Proyecto Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011.
- [8] MEDINA, O. *Utilización de la Transformada de Wavelet en el Procesamiento de Imágenes*. Universidad Autónoma Metropolitana, México D.F., 2007.
- [9] LÓPEZ, J. *Wavelets Concepto y Aplicaciones para el Análisis de Señales*. Departamento de Física Atómica, Molecular y Nuclear. Universidad Complutense de Madrid. Octubre 2004.



-
- [10] *Introducción a la Transformada Wavelet*. Descomposición de señales. Transformada Wavelet Curso 2006. Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica. Argentina.
<http://www.exa.unicen.edu.ar/escuelapav/cursos.htm>
- [11] PERCIVAL, DONALD B., WALDEN, ANDREW T. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics. 2000.
- [12] ADRADOS, A. *Análisis de sistemas de clasificación de defectos en ejes*. Proyecto Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011.
- [13] ZAMORANO, M. *Análisis de Señales mediante STFT y Wavelet. Aplicación a Defectología en Rodamientos*. Proyecto Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid, 2010.
- [14] MISITI, M., MISITI, Y., OPPENHEIM, G., POGGI, J. M. *Wavelet Toolbox User's Guide*. Matlab® R2012a.
- [15] MARTÍNEZ, I. *Detección de Fallos en Rodamientos Mediante Análisis de Energía y Lógica Difusa*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad Carlos III de Madrid. 2009.
- [16] ORDOÑEZ, A. J., CASTEJÓN, C., GARCÍA-PRADA J.C. *Selección del nivel de descomposición WPT mediante el análisis de la sensibilidad de la energía relativa Wavelet*. Dpto. Ing. Mecánica. Grupo Maqlab. Universidad Carlos III de Madrid. XVIII Congreso Nacional de Ingeniería Mecánica. 2010.
- [17] PERNIA-MÁRQUEZ, D. A. *Introducción a la Medición de Vibración*. Universidad de los Andes, Venezuela 2004.



- [18] MOSQUERA, G., DE LA VICTORIA, M., ARMAS, R. A. *Las Vibraciones Mecánicas y su Aplicación al Mantenimiento Predictivo*. Centro de Altos Estudios Gerenciales ISID, Caracas, Venezuela, 2001.
- [19] ANDRICKSON, J. *Acondicionadores de Señales*. Instrumentación Electrónica Avanzada. Universidad Nacional Experimental del Táchira.
- [20] Página web de Keithley, fabricante de la tarjeta de adquisición de datos.
<http://www.keithley.com>
- [21] LARA, O. J. *Nuevas Metodologías no Invasivas de Diagnóstico de Defectos Incipientes en Rodamientos de Bola*. Tesis Doctoral. Universidad Carlos III de Madrid. 2007.
- [22] PINTO, E. *Estudio de capacidad del proceso de medida de las vibraciones aplicando WPT para eje sano y eje con defecto 100% a 60 Hz*. Informe interno grupo MAQLAB.

Otras publicaciones consultadas:

JUÁREZ, C. *Desarrollo de Técnicas de Reconocimiento y Procesamiento Utilizando un Sistema CAD para Aplicaciones en Medicina y otras Áreas*. Tesis. Instituto Politécnico Nacional, México D.F., junio 2008.

ORDOÑEZ, A. *Monitorización y Diagnóstico de Fisuras en Ejes Aplicando la Transformada Wavelet y las Redes Neuronales Artificiales*. Tesis de Máster. Universidad Carlos III de Madrid.

GRUPO MAQLAB – Universidad Carlos III de Madrid. *Procesamiento de Señales Mediante la Transformada Wavelet*.



Manual de especificaciones del motor MARATHON 56T34F5301 J.

Variable Speed SB371 Motor Catalog 2007.

<http://www.marathonelectric.com/motors/docs/manuals/SB371.pdf>

Teoría de los acelerómetros piezoeléctricos.

<http://www.new.mmf.de/theory.htm>

Tutorial Básico para el manejo de señales con Matlab®. Música electroacústica. Universidad Nacional de Quilmes.

<http://musica.unq.edu.ar/personales/ebonnier/cam2/matlab>

ESPEJO, E., MARTÍNEZ. J. C. *Modos de fallas comunes en ejes.* Grupo de Investigación AFIS. Universidad Nacional de Colombia.

ORDUÑA, J. *Análisis a fatiga de un eje de tren de alta velocidad: Estudios con fisuras.* Proyecto Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011.

BRAOJOS, D. *Compilación y análisis de la normativa vigente para diseño y montaje de ejes Ferroviarios.* Proyecto Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011.

Manual de usuario: Variador de frecuencia Delta VFD-S1. Delta Electronics, INC.

Manual de usuario: Acelerómetro Brüel&Kjær 4383. Product Data. Piezoelectric DeltaShear®, Accelerometers Uni-Gain®, DeltaTron® and Special Types.Brüel&Kjær.

Manual de usuario: Filtro acondicionador de señales Brüel&KjærNexus 2693.

Product data. The NEXUS Range of Conditioning Amplifiers.Brüel&Kjær.

Estudios de capacidad. Fundación Iberoamericana para la Gestión de la Calidad.

www.fundibeq.org